

Titre: Détection et correction des réflexions spéculaires dans les
Title: séquences d'images thoracoscopiques

Auteur: Charles-Auguste Saint-Pierre
Author:

Date: 2005

Type: Mémoire ou thèse / Dissertation or Thesis

Référence: Saint-Pierre, C.-A. (2005). Détection et correction des réflexions spéculaires dans
Citation: les séquences d'images thoracoscopiques [Mémoire de maîtrise, École
Polytechnique de Montréal]. PolyPublie. <https://publications.polymtl.ca/7681/>

 **Document en libre accès dans PolyPublie**
Open Access document in PolyPublie

URL de PolyPublie: <https://publications.polymtl.ca/7681/>
PolyPublie URL:

**Directeurs de
recherche:**
Advisors:

Programme: Non spécifié
Program:

UNIVERSITÉ DE MONTRÉAL

DÉTECTION ET CORRECTION DES RÉFLEXIONS SPÉCULAIRES DANS
LES SÉQUENCES D'IMAGES THORACOSCOPIQUES

CHARLES-AUGUSTE SAINT-PIERRE
INSTITUT DE GÉNIE BIOMÉDICAL
ÉCOLE POLYTECHNIQUE DE MONTRÉAL

MÉMOIRE PRÉSENTÉ EN VUE DE L'OBTENTION
DU DIPLÔME DE MAÎTRISE ÈS SCIENCES APPLIQUÉES
(GÉNIE BIOMÉDICAL)

AOÛT 2005



Library and
Archives Canada

Bibliothèque et
Archives Canada

Published Heritage
Branch

Direction du
Patrimoine de l'édition

395 Wellington Street
Ottawa ON K1A 0N4
Canada

395, rue Wellington
Ottawa ON K1A 0N4
Canada

Your file Votre référence

ISBN: 978-0-494-16851-6

Our file Notre référence

ISBN: 978-0-494-16851-6

NOTICE:

The author has granted a non-exclusive license allowing Library and Archives Canada to reproduce, publish, archive, preserve, conserve, communicate to the public by telecommunication or on the Internet, loan, distribute and sell theses worldwide, for commercial or non-commercial purposes, in microform, paper, electronic and/or any other formats.

The author retains copyright ownership and moral rights in this thesis. Neither the thesis nor substantial extracts from it may be printed or otherwise reproduced without the author's permission.

AVIS:

L'auteur a accordé une licence non exclusive permettant à la Bibliothèque et Archives Canada de reproduire, publier, archiver, sauvegarder, conserver, transmettre au public par télécommunication ou par l'Internet, prêter, distribuer et vendre des thèses partout dans le monde, à des fins commerciales ou autres, sur support microforme, papier, électronique et/ou autres formats.

L'auteur conserve la propriété du droit d'auteur et des droits moraux qui protègent cette thèse. Ni la thèse ni des extraits substantiels de celle-ci ne doivent être imprimés ou autrement reproduits sans son autorisation.

In compliance with the Canadian Privacy Act some supporting forms may have been removed from this thesis.

Conformément à la loi canadienne sur la protection de la vie privée, quelques formulaires secondaires ont été enlevés de cette thèse.

While these forms may be included in the document page count, their removal does not represent any loss of content from the thesis.

Bien que ces formulaires aient inclus dans la pagination, il n'y aura aucun contenu manquant.


Canada

UNIVERSITÉ DE MONTRÉAL

ÉCOLE POLYTECHNIQUE DE MONTRÉAL

Ce mémoire intitulé:

DÉTECTION ET CORRECTION DES RÉFLEXIONS SPÉCULAIRES DANS
LES SÉQUENCES D'IMAGES THORACOSCOPIQUES

présenté par: SAINT-PIERRE Charles-Auguste

en vue de l'obtention du diplôme de: Maîtrise ès sciences appliquées

a été dûment accepté par le jury d'examen constitué de:

M. GUARDO Robert, Ph.D., président

Mme. CHERIET Farida, Ph.D., membre et directrice de recherche

M. GRIMARD Guy, MD, membre et codirecteur de recherche

M. OZELL Benoit, Ph.D., membre

REMERCIEMENTS

Je désire remercier Farida Cheriet pour son support tant au niveau technique qu'au niveau financier. Sa patience pour la supervision et la correction des différents travaux est exemplaire. L'organisation de plusieurs séminaires a aussi fourni la possibilité de faire évoluer les idées déjà acquises et d'en apporter de nouvelles.

Je veux aussi remercier Guy Grimard pour nous permettre d'assister aux opérations et ainsi obtenir directement l'information et les données nécessaires pour tester nos idées. Ce sont ses commentaires constructifs lors des réunions et des opérations qui m'ont permis de bien comprendre les subtilités du travail à faire.

Je désire remercier ma famille et mes amis pour leur soutien moral dans ce projet ainsi que pour l'intérêt porté à mes travaux.

Finalement, j'aimerais remercier l'ensemble des étudiants et employés du LIV4D et du LAVIANI pour leur soutien dans ce projet. Plus particulièrement à Charles Bergeron, Luke Windisch, Valérie Pazos, Luc Duong, Jonathan Boisvert, Claudia Chèvrefils, Nancy Shawafaty et Michel Archambault pour les discussions intéressantes sur des sujets techniques ou non afin de se changer les idées.

RÉSUMÉ

Le cadre du projet se situe autour du traitement chirurgical de la scoliose. Cette maladie est une déformation tridimensionnelle de la colonne vertébrale pouvant être traitée avec une chirurgie nécessitant la réalisation d'une discoïdectomie. Elle consiste à retirer un disque intervertébral. Cette procédure est associée à une libération ou relâchement antérieur favorisant la correction de la scoliose lorsque réalisée conjointement avec une arthrodèse vertébrale et une instrumentation. À l'Hôpital Sainte-Justine, cette chirurgie est effectuée en faisant une thoracoscopie. La thoracoscopie est une procédure minimalement invasive permettant d'opérer dans le thorax en faisant des petites incisions, d'environ 2cm de long, entre les côtes du patient. Afin de travailler dans cet environnement restreint, plusieurs instruments chirurgicaux miniatures sont utilisés. Entre autre, le chirurgien observe le travail qu'il effectue avec ces instruments à l'aide d'un système thoracoscopique.

Ce type de chirurgie comporte plusieurs avantages pour le patient. Cependant, elle accroît la complexité pour le chirurgien par rapport à la technique usuelle qui est plus invasive. Premièrement, l'utilisation d'une séquence monoculaire d'images ne permet pas la vision tridimensionnelle. La perception de la profondeur est donc impossible. L'absence de cette information est critique car durant l'opération il y a un risque de toucher la moelle épinière située derrière le disque à enlever. Deuxièmement, la faible superficie du champ visuel obstrue la vue d'ensemble de l'opération et nuit à la perception de la position et de l'orientation des outils chirurgicaux. Troisièmement, les artefacts lumineux nuisent à la perception du chirurgien et incommode sa vue. De plus, la variation de l'intensité lumineuse dans l'image en assombrit les bords. Ceci réduit d'autant plus la superficie du champ visuel. Finalement, la courbe d'apprentissage est trop longue pour certains médecins car il faut plusieurs années avant d'effectuer ce type de chirurgie efficacement.

C'est pourquoi le LIV4D (Laboratoire d'imagerie et de Vision 4 Dimensions) travaille

à la création d'un environnement augmenté permettant au chirurgien d'améliorer sa perception de son environnement de travail. Sa mise à jour en temps réel inclut l'analyse des images thoracoscopiques pour extraire les informations concernant le positionnement 3D des organes et des outils afin de faciliter la tâche du chirurgien. L'analyse d'images est le processus nécessaire pour identifier les objets et les formes dans une image. Il comprend plusieurs étapes, allant de l'acquisition de l'image à sa segmentation. Malheureusement, les images contiennent beaucoup de défauts, rendant ces étapes difficiles à automatiser. Les défauts sont principalement les réflexions de la lumière provenant du thoracoscope sur les différents tissus et outils. Leur effet est de déformer l'objet, causant des problèmes lorsqu'un algorithme informatique tente d'identifier celui-ci. L'objectif du projet est donc la mise au point d'un algorithme de traitement d'images qui élimine les reflets dans des images prises à partir d'un thoracoscope.

L'élimination des réflexions de lumière dans les images thoracoscopiques se fait en deux étapes. Premièrement, il faut localiser les réflexions. Ensuite, il faut corriger les zones détectées en les remplissant par les couleurs et les structures qui devraient s'y trouver. La technique débute par la détection des pics spéculaires. Ceci est fait en analysant les histogrammes des canaux RGB pour détecter la bosse spéculaire à la fin de ceux-ci. Sa présence indique qu'il y a des réflexions spéculaires dans l'image thoracoscopique. Sa détection se fait en débruitant l'histogramme à l'aide d'ondelettes et en dérivant deux fois le signal obtenu. Le lobe spéculaire est obtenu à l'aide d'une technique de descente d'intensité. Elle consiste à partir du pic spéculaire et faire une descente en intensité en utilisant les plans RGB et ainsi trouver la totalité de la réflexion spéculaire. Le masque obtenu contient plusieurs trous à l'intérieur des zones à corriger. Ces trous sont remplis de façon à ce qu'ils fassent partie intégrante de la zone à corriger.

La deuxième étape est la correction. Elle utilise une version modifiée de la technique du «digital inpainting» qui consiste à utiliser l'information située en bordure de la

zone à corriger pour extrapoler sur ce qui devrait s’y trouver. Cette extrapolation se fait en propageant les structures et les couleurs définies par l’intensité des pixels. Pour corriger les images, trois techniques différentes de «digital inpainting» ont été implémentées et testées. Ce sont les techniques d’Oliveira, de Bertalmio et celle basée sur les équations de Navier-Stokes. La technique d’Oliveira est implémentée tel que spécifié dans un article de cet auteur. Elle consiste à passer un noyau 3×3 sur la zone à corriger pour y propager l’information. En ce qui concerne la technique de Bertalmio, l’ensemble de l’algorithme suit celui décrit dans un article de l’auteur. Elle consiste à propager l’information de l’extérieur en utilisant des EDP (équations différentielles partielles) et de la diffusion non-homogène pour tenir compte des arêtes et de la variation d’intensité des pixels. L’article ne mentionne pas les seuils et les approximations faites pour le stabiliser. En ce sens, des noyaux numériques ont été dérivés pour accélérer les calculs et des limites ont été imposées pour stabiliser les résultats. La technique des équations de Navier-Stokes consiste à considérer l’image comme un fluide. Le problème peut être vu comme la propagation d’un fluide dans une zone à combler. Cette propagation est calculée à l’aide de l’équation de vorticit  et d’EDP. L’acc l ration des algorithmes de correction est faite en utilisant un algorithme de multi-grilles permettant de corriger l’image sur plusieurs r solutions. Les r sultats d montrent la bonne performance de l’algorithme d velopp . Des tests furent effectu s avec des images contenant seulement des tissus organiques rouge tres et d’autres contenant des  l ments plus difficiles   traiter dont des compresses, des tissus adipeux, des outils m talliques ainsi que des r flexions situ es sur plusieurs structures simultan ment. Les meilleurs r sultats en terme de qualit  de la correction proviennent de la m thode des  quations de Navier-Stokes puisque les ar tes sont conserv es et qu’il en r sulte un effet textur . Le deuxi me rang va   la m thode de Bertalmio puisqu’elle conserve les ar tes mais lisse un peu trop les zones corrig es. La m thode de Oliveira finit derni re car elle lisse les ar tes. En ce qui concerne le temps d’ex cution, la meilleure m thode est celle d’Oliveira car c’est elle qui se rapproche

le plus du temps réel. Les méthodes de Bertalmio et celle basée sur les équations de Navier-Stokes sont beaucoup plus lentes.

Certains points peuvent être améliorés. Il s'agit principalement des algorithmes pour les différents seuillages automatiques ainsi que la diminution du temps d'exécution. De plus, il faudrait éliminer le problème de la variation de la luminosité dans l'image.

Mots-clés : réflexion spéculaire, histogramme, débruitage, ondelette, inpainting, Navier-Stokes, thoracoscope, thoroscopie, discoïdectomie, chirurgie minimalement invasive

ABSTRACT

This project is part of the field of scoliosis surgical treatment. This disease is a three-dimensional deformation of the spine which can be treated with a surgery requiring discectomy. It consists in removing the inter-vertebral disk. This procedure is associated to an anterior liberation or release which helps the correction of scoliosis when used jointly with vertebral arthrodesis and instrumentation. At Ste. Justine's Hospital, this surgery is performed by thoracoscopy. Thoracoscopy is a minimally-invasive procedure allowing the surgeon to work in the thorax through small incisions, about 2cm long, between the ribs of the patient. To work in this restrained environment, miniature surgical tools are used. For instance, the surgeon looks at the procedure with a thoracoscopic system.

This type of surgery has many advantages for the patient. However, it increases the complexity for the surgeon in comparison to the usual more invasive technique. In the first place, the use of a mono-ocular image sequence does not allow a three-dimensional view. Therefore depth perception is impossible. The absence of this information is critical since during the operation, there is a risk of touching the spinal cord located behind the vertebral disk being removed. Secondly, the small visual field obstructs the global view of the operation environment and impairs the surgeon's perception of the position and orientation of the surgical tools. Thirdly, light artifacts impair the surgeon's perception and his view. The variation of light intensity in the image darkens the border. This further narrows the visual field. Finally, the learning curve is too long for some surgeons since many years are required to perform this type of surgery efficiently.

This is why the LIV4D (Laboratoire d'Imagerie et de Vision 4 Dimensions) works at creating an environment in augmented reality allowing the surgeon to improve his perception of the working environment. The real-time updating of the environment includes the analysis of the thoracoscopic images in order to extract information

concerning the position of the organs and tools, that might be useful for the surgeon. Image analysis is a necessary process to identify the objects and shapes in the image. It includes many steps, from image acquisition to segmentation. Unfortunately, the images contain many defects, thus impairing automation. The defects are principally the light reflections on the different tissues and tools from the light source of the thoracoscope. The result is a deformed object, causing problems when a computer algorithm tries to recognize it. Therefore, the goal is to develop an image processing algorithm which removes the reflections in thoracoscopic images.

The removal of light reflections in thoracoscopic images is done in two parts. First, the reflections are localized. Then, those zones are corrected by filling them with the structures and colors that are supposed to be there. The technique starts by the detection of the specular spikes. This is done by analyzing the histograms of the RGB color channels to detect the "specular bump" at the end. Its presence indicates that there are specular reflections in the thoracoscopic image. Detection of the bump is done by denoising the histograms using wavelets and by taking the second derivative of the resulting signal. The specular lobe is isolated using an intensity descent technique. This works by starting from the specular spike and uses the RGB planes to make an intensity descent in order to find the totality of the specular reflection. However, the obtained mask contains holes in the zones to be corrected. These holes are filled so they become part of that zone.

The second part is the correction. This is done by using a modified version of the inpainting technique. It consists in using the information located on the border of the zone to be corrected and extrapolate on what should be in it. This extrapolation is done by propagating the structures and colors defined by the intensity of the pixels. Three different correction techniques were implemented and tested. They are the ones by Oliveira, Bertalmio and the Navier-Stokes equations. The technique by Oliveira is implemented exactly as proposed in an article from that author. It consists in running a 3×3 kernel on the zone to correct and propagate the information. Bertalmio's

technique is implemented with an algorithm that follows the one described in that author's article. It consists in propagating the exterior information using PDE (partial differential equations) and non-homogeneous diffusion to take into account the edges and the intensity variation of the pixels. However, the article does not mention the thresholds and approximations used to stabilize the algorithm. To account for this, numeric kernels have been derived to accelerate calculations and limits have been imposed to stabilize the results. The Navier-Stokes equations technique considers the image as a fluid. The problem can be seen like the propagation of a fluid in a void. It is calculated using the vorticity equation and PDE. The acceleration of the correction algorithms is done using the multigrid method.

The results demonstrate the reliable performance of the developed algorithms. The quality of the correction is promising for the development of a software application. Tests were done with images containing mostly red organic tissues and others containing elements harder to process like sponges, fat tissues, metallic tools, and reflections located simultaneously on many structures. The best results in terms of the quality of the correction come from the Navier-Stokes equations method since it retains the edges and provides a textured effect. The second rank goes to Bertalmio's method since it retains the edges but smooths the corrected zones. Oliveira's method is last because it blurs the edges. In terms of execution time, the first is Oliveira's method because it is the closest to real-time. The Bertalmio and Navier-Stokes equations methods are slower.

Certain points can be improved. Principally, the algorithms calculating automatically the thresholds and the execution time in order to achieve 30 images per second. Furthermore, the problem of the image's luminosity variation should be addressed.

Key words : specular reflection, histogram, denoising, wavelet, inpainting, Navier-Stokes, thoracoscope, discoidectomy, minimally invasive surgery

TABLE DES MATIÈRES

REMERCIEMENTS	iv
RÉSUMÉ	v
ABSTRACT	ix
TABLE DES MATIÈRES	xii
LISTE DES TABLEAUX	xvi
LISTE DES FIGURES	xvii
LISTE DES ANNEXES	xxiv
LISTE DES NOTATIONS ET DES SYMBOLES	xxv
INTRODUCTION	1
CHAPITRE 1 MISE EN CONTEXTE	5
1.1 Contexte médical	5
1.1.1 La scoliose	5
1.1.2 La discoïdectomie	7
1.1.3 Le système thoracoscopique	9
1.2 Problématique	12
1.2.1 Problème des réflexions lumineuses	12
1.2.2 Description du phénomène de réflexion et modèle de formation de l'image thoracoscopique	13
1.2.3 Critères de correction de l'image	16
1.3 Objectifs	16

CHAPITRE 2	REVUE DE LA LITTÉRATURE	18
2.1	Détection des réflexions	18
2.2	Correction de l'image	21
2.2.1	Technique de la disocclusion	22
2.2.2	Technique du «inpainting»	22
2.2.2.1	Méthode de Bertalmio	22
2.2.2.2	Méthode d'Oliveira	28
2.2.2.3	Méthode avec les équations de Navier-Stokes	29
2.2.2.4	Méthode par exemples	31
2.2.2.5	Méthode de Telea	31
2.2.2.6	Approche par ondelettes	31
2.2.3	Pixels provenant de plusieurs trames	32
2.2.4	Pixels provenant de plusieurs vues	32
2.2.5	Shape from shading (SFS)	33
CHAPITRE 3	MÉTHODOLOGIE	35
3.1	Détection des réflexions spéculaires dans les images thoracoscopiques	35
3.1.1	Observations et hypothèses sur la détection	35
3.1.2	Rehaussement des réflexions spéculaires	41
3.1.3	Débruitage des histogrammes	42
3.1.3.1	L'approche fréquentielle	44
3.1.3.2	L'approche par approximation de fonctions continues	45
3.1.3.3	L'approche par ondelettes	46
3.1.4	Isolation de la bosse spéculaire	49
3.1.5	Isolation du lobe spéculaire	51
3.1.6	L'implémentation	53
3.2	Correction des réflexions spéculaires dans les images thoracoscopiques	53
3.2.1	Observations et hypothèses sur la correction	54

3.2.2	Discrétisation des noyaux de convolution	57
3.2.2.1	Approximation de la 3 ^{ème} dérivée	57
3.2.2.2	Approximation de la 2 ^{ème} dérivée	61
3.2.3	Implémentation de la méthode de la propagation de l'intensité de l'extérieur vers le centre	62
3.2.3.1	Sélection des pixels de bordure	63
3.2.3.2	Sélection du bon schéma de différenciation	63
3.2.3.3	Calcul de la valeur dans la zone à corriger	64
3.2.4	Implémentation de la méthode de Bertalmio	66
3.2.4.1	Limiter la variation maximale	66
3.2.4.2	Calcul de la dérivée du laplacien	67
3.2.5	Implémentation de la méthode de Navier-Stokes	71
3.2.5.1	Successive Overrelaxation (SOR)	71
3.2.5.2	Calcul de la viscosité	72
3.2.6	Technique multi-grilles	73
3.2.7	Implémentation	76
CHAPITRE 4 PRÉSENTATION DES RÉSULTATS		78
4.1	Cadre de l'expérimentation	78
4.2	Résultats de la détection	79
4.2.1	Détection des pics spéculaires	79
4.2.2	Isolation des lobes spéculaires	80
4.2.3	Remplissage des trous	82
4.2.4	Temps d'exécution pour la détection	82
4.3	Résultats du «inpainting»	84
4.3.1	Technique d'Oliveira	84
4.3.2	Technique de Bertalmio	85
4.3.3	Technique basée sur les équations de Navier-Stokes	86

4.3.4	Temps d'exécution pour la correction	87
4.3.5	Effets de la technique multi-grilles	88
CHAPITRE 5 DISCUSSION		90
5.1	La détection	90
5.2	La correction	92
5.3	Implémentation	93
CONCLUSION		95
RÉFÉRENCES		99
ANNEXES		105

LISTE DES TABLEAUX

tableau 2.1	Équivalences entre la technique de Bertalmio et celle de Bertozzi	30
tableau 4.1	Temps d'exécution pour la détection	83
tableau 4.2	Temps d'exécution pour la correction	87

LISTE DES FIGURES

figure 1	Plan du mémoire	4
figure 1.1	Patient sain (gauche) et patient scoliotique (droite) (Colorado Spine Institute)	6
figure 1.2	Différentes formes de scolioses (www.scoliose.org)	6
figure 1.3	Discoïdectomie antérieure (www.spineuniverse.com)	8
figure 1.4	Disposition de la salle d'opération (Newton et coll., 1997)	9
figure 1.5	Système thoracoscopique (www.endoscopy.com)	10
figure 1.6	Résultat de la segmentation automatique de Boisvert et al. (Boisvert et coll., 2003)	13
figure 1.7	Géométrie de la formation de l'image dans la partie distale d'un thoracoscope. (Image de (Okatani et coll., 1996))	14
figure 1.8	Représentation des réflexions diffuse et spéculaire de la lumière frappant une surface. (Images de (Lin, 1999))	15
figure 2.1	Propagation des couleurs dans une image.	23
figure 2.2	Noyau d'Oliveira avec des poids équivalents	28
figure 2.3	Noyau d'Oliveira avec des poids différents	28
figure 3.1	Histogrammes des canaux RGB pour Image1 (voir figure 3.3a)	37
figure 3.2	Histogrammes des canaux RGB avec les réflexions spéculaires segmentées pour Image1.	39
figure 3.3	Comparaison entre l'image originale (a) et l'image segmentée manuellement (b)	40
figure 3.4	Image originale (Image1) et les plans H, S et V.	41
figure 3.5	Images avec (b) et d)) et sans (a) et c)) rehaussement des réflexions spéculaires. L'image en a) correspond à Image1 et celle en c) à Image2	42

figure 3.6	Histogrammes des canaux RGB de Image1 après le rehaussement des réflexions spéculaires. a) et b) : canal rouge ; c) et d) : canal vert ; e) et f) : canal bleu. Histogramme normal à gauche et image agrandie à droite	43
figure 3.7	Représentation continue des histogrammes RGB après débruitage. a) et b) : canal rouge ; c) et d) : canal vert ; e) et f) : canal bleu. Histogramme de Image1 à gauche et histogramme de Image2 à droite	47
figure 3.8	Histogrammes débruités des canaux RGB pour Image1. a) et b) : canal rouge ; c) et d) : canal vert ; e) et f) : canal bleu. Image normale à gauche et image agrandie à droite	50
figure 3.9	Exemple graphique de l'isolement de la bosse spéculaire . . .	51
figure 3.10	Coupe transversale de la représentation topographique d'une réflexion spéculaire. a représente le pic spéculaire, b le lobe spéculaire, c la zone de réflexion diffuse et d la surface sans réflexion spéculaire	52
figure 3.11	Algorithme de détection pour le pic spéculaire	54
figure 3.12	Algorithme de détection pour le lobe spéculaire	55
figure 3.13	Algorithme de remplissage des trous	55
figure 3.14	Représentation d'une zone à corriger	62
figure 3.15	Représentation des schémas de différenciation	64
figure 3.16	Résultat de la propagation de l'extérieur vers l'intérieur pour Image1	66
figure 3.17	Noyau de la dérivée en x du Lapacien (L_x)	69
figure 3.18	Noyau de la dérivée en y du Lapacien (L_y)	70
figure 3.19	Image du cameraman à différentes résolutions	74
figure 3.20	Algorithme de la méthode de Bertalmio	76
figure 3.21	Algorithme de la méthode de Navier-Stokes	77

figure 3.22	Algorithme de la sur-relaxation successive	77
figure 4.1	Résultats de la détection des pics spéculaires pour Image1 (c) et Image2 (a). L'image de départ en a) et c). Le masque de pics spéculaires en b) et d).	80
figure 4.2	Résultat de la détection des lobes spéculaires pour Image1 . .	81
figure 4.3	Résultats de la détection des lobes spéculaires avec un seuil valant la moitié (a) et l'autre le double (b) pour Image1 . . .	81
figure 4.4	Résultats du remplissage de trous	82
figure 4.5	Résultat de la technique d'Oliveira	84
figure 4.6	Résultat de la technique de Bertalmio	85
figure 4.7	Résultat de la technique des équations de Navier-Stokes . . .	86
figure 4.8	Correction avec différentes résolutions	89
figure I.1	Le cube RGB	105
figure I.2	Le cône HSV	106
figure II.1	Résultats pour l'image a032.bmp Image d'origine (a), rehaus- sment des réflexions spéculaires (b), masque de détection (c), correction par la méthode d'Oliveira (d), correction par la méthode de Bertalmio (e) et correction par la méthode des équations de Navier-Stokes (f).	109
figure II.2	Résultats pour l'image f006.bmp Image d'origine (a), rehaus- sment des réflexions spéculaires (b), masque de détection (c), correction par la méthode d'Oliveira (d), correction par la méthode de Bertalmio (e) et correction par la méthode des équations de Navier-Stokes (f).	110

figure II.3	Résultats pour l'image f011.bmp Image d'origine (a), rehaussement des réflexions spéculaires (b), masque de détection (c), correction par la méthode d'Oliveira (d), correction par la méthode de Bertalmio (e) et correction par la méthode des équations de Navier-Stokes (f).	111
figure II.4	Résultats pour l'image f026.bmp Image d'origine (a), rehaussement des réflexions spéculaires (b), masque de détection (c), correction par la méthode d'Oliveira (d), correction par la méthode de Bertalmio (e) et correction par la méthode des équations de Navier-Stokes (f).	112
figure II.5	Résultats pour l'image f028.bmp Image d'origine (a), rehaussement des réflexions spéculaires (b), masque de détection (c), correction par la méthode d'Oliveira (d), correction par la méthode de Bertalmio (e) et correction par la méthode des équations de Navier-Stokes (f).	113
figure II.6	Résultats pour l'image f035.bmp Image d'origine (a), rehaussement des réflexions spéculaires (b), masque de détection (c), correction par la méthode d'Oliveira (d), correction par la méthode de Bertalmio (e) et correction par la méthode des équations de Navier-Stokes (f).	114
figure II.7	Résultats pour l'image f051.bmp Image d'origine (a), rehaussement des réflexions spéculaires (b), masque de détection (c), correction par la méthode d'Oliveira (d), correction par la méthode de Bertalmio (e) et correction par la méthode des équations de Navier-Stokes (f).	115

figure II.8	Résultats pour l'image m005.bmp Image d'origine (a), rehaussement des réflexions spéculaires (b), masque de détection (c), correction par la méthode d'Oliveira (d), correction par la méthode de Bertalmio (e) et correction par la méthode des équations de Navier-Stokes (f).	116
figure II.9	Résultats pour l'image m008.bmp Image d'origine (a), rehaussement des réflexions spéculaires (b), masque de détection (c), correction par la méthode d'Oliveira (d), correction par la méthode de Bertalmio (e) et correction par la méthode des équations de Navier-Stokes (f).	117
figure II.10	Résultats pour l'image m012.bmp Image d'origine (a), rehaussement des réflexions spéculaires (b), masque de détection (c), correction par la méthode d'Oliveira (d), correction par la méthode de Bertalmio (e) et correction par la méthode des équations de Navier-Stokes (f).	118
figure II.11	Résultats pour l'image m018.bmp Image d'origine (a), rehaussement des réflexions spéculaires (b), masque de détection (c), correction par la méthode d'Oliveira (d), correction par la méthode de Bertalmio (e) et correction par la méthode des équations de Navier-Stokes (f).	119
figure II.12	Résultats pour l'image m021.bmp Image d'origine (a), rehaussement des réflexions spéculaires (b), masque de détection (c), correction par la méthode d'Oliveira (d), correction par la méthode de Bertalmio (e) et correction par la méthode des équations de Navier-Stokes (f).	120

figure II.13	Résultats pour l'image m023.bmp Image d'origine (a), rehaussement des réflexions spéculaires (b), masque de détection (c), correction par la méthode d'Oliveira (d), correction par la méthode de Bertalmio (e) et correction par la méthode des équations de Navier-Stokes (f).	121
figure II.14	Résultats pour l'image m035.bmp Image d'origine (a), rehaussement des réflexions spéculaires (b), masque de détection (c), correction par la méthode d'Oliveira (d), correction par la méthode de Bertalmio (e) et correction par la méthode des équations de Navier-Stokes (f).	122
figure II.15	Résultats pour l'image p010.bmp Image d'origine (a), rehaussement des réflexions spéculaires (b), masque de détection (c), correction par la méthode d'Oliveira (d), correction par la méthode de Bertalmio (e) et correction par la méthode des équations de Navier-Stokes (f).	123
figure II.16	Résultats pour l'image p026.bmp Image d'origine (a), rehaussement des réflexions spéculaires (b), masque de détection (c), correction par la méthode d'Oliveira (d), correction par la méthode de Bertalmio (e) et correction par la méthode des équations de Navier-Stokes (f).	124
figure II.17	Résultats pour l'image p041.bmp Image d'origine (a), rehaussement des réflexions spéculaires (b), masque de détection (c), correction par la méthode d'Oliveira (d), correction par la méthode de Bertalmio (e) et correction par la méthode des équations de Navier-Stokes (f).	125

figure II.18	Résultats pour l'image p073.bmp Image d'origine (a), rehaussement des réflexions spéculaires (b), masque de détection (c), correction par la méthode d'Oliveira (d), correction par la méthode de Bertalmio (e) et correction par la méthode des équations de Navier-Stokes (f).	126
--------------	--	-----

LISTE DES ANNEXES

ANNEXE I	SYSTÈMES DE COULEUR	105
I.1	Système de couleur RGB	105
I.2	Système de couleur HSV	105
I.3	Conversion entre les systèmes de couleurs RGB et HSV	106
ANNEXE II	IMAGES UTILISÉES	108

LISTE DES NOTATIONS ET DES SYMBOLES

LIV4D	Laboratoire d'Imagerie et de Vision 4 Dimensions
BDRF	Bi Directional Reflectivity Function
RGB	Red Green Blue (Rouge Vert Bleu)
HSV	Hue Saturation Value (Teinte Saturation Valeur)
FMM	Fast Marching Method
POCS	Projection Onto Convex Sets
SFS	Shape from shading
EDP	Équation différentielle partielle
SOR	Successive Overrelaxation (sur-relaxation successive)
FPGA	Field-Programmable Gate Array
ASIC	Application-Specific Integrated Circuit
CCD	Charge-Coupled Device

INTRODUCTION

La thoracoscopie est une procédure chirurgicale minimalement invasive permettant au chirurgien d'effectuer des corrections sur les structures internes du thorax. À l'Hôpital Sainte-Justine, cette procédure de chirurgie est utilisée afin d'effectuer des chirurgies pour le traitement de la scoliose. La scoliose est une déformation tridimensionnelle de la colonne vertébrale qui peut entre autres être traitée avec une chirurgie minimalement invasive.

L'appareil de visualisation utilisé durant la thoracoscopie est un thoracoscope. Le système thoracoscopique est un système complet permettant au chirurgien de voir à l'intérieur du corps humain lors d'une opération minimalement invasive. Dès lors, dans ce type d'opération, le chirurgien doit insérer le thoracoscope ainsi que les instruments à travers de petites incisions.

L'utilisation de ce type d'équipement accroît la complexité pour le chirurgien par rapport à la technique usuelle qui est plus invasive. La technique usuelle est la thoracotomie et elle consiste à ouvrir la cage thoracique au lieu d'y faire des petites incisions. Les facteurs compliquant la chirurgie sont :

1. l'utilisation d'une séquence monoculaire d'images ne permet pas la vision tridimensionnelle du champ opératoire. La perception de la profondeur est donc impossible.
2. le faible champ visuel obstrue la vue d'ensemble de l'opération car il ne permet que de voir une petite section à la fois. De plus, il nuit à la perception de la position et de l'orientation des outils chirurgicaux car là encore, on ne voit qu'une petite partie.
3. la présence d'artefacts lumineux nuit à la perception du chirurgien et incommode sa vue car ils changent le contenu de l'image.

4. la désorientation du chirurgien.
5. la variation de l'intensité lumineuse dans l'image en assombrit les bords. Ceci réduit d'autant plus la superficie du champ visuel car la partie claire ne se situe qu'au centre.
6. la courbe d'apprentissage est longue. Plusieurs années peuvent être nécessaires pour être en mesure de faire des chirurgies minimalement invasives efficacement. Certains chirurgiens trouvent ce temps d'apprentissage trop long.

C'est pourquoi le LIV4D (Laboratoire d'Imagerie et de Vision 4 Dimensions) travaille à la création d'un environnement augmenté permettant au chirurgien d'avoir une meilleure perception du champ opératoire. La mise à jour en temps réel de cet environnement durant l'opération comprend l'analyse des images provenant du thoracoscope afin d'en extraire les différentes informations utiles au chirurgien concernant l'emplacement des organes et des outils. Ce processus comprend plusieurs étapes, allant de l'acquisition de l'image jusqu'à la mise-à-jour de l'environnement en réalité augmentée. Les différentes étapes de ce système sont :

1. analyser les images thoracoscopiques en temps réel.
2. faire le suivi en temps réel de l'instrument chirurgical à travers une séquence monoculaire temporelle d'images.
3. auto calibrer la séquence d'images à partir de primitives géométriques extraites de l'instrument.
4. reconstruire en 3D des structures extraites de la séquence d'images.
5. actualiser un modèle préopératoire de la colonne vertébrale en temps réel.

Ce projet tourne autour de la première étape : l'analyse des images thoracoscopiques en temps réel dans le but d'éliminer les réflexions indésirables.

La suite du mémoire sera présenté de la façon suivante :

Le chapitre 1 présente la mise en contexte, la problématique et les objectifs : Mise en contexte sur la chirurgie minimalement invasive appliquée à la scoliose. Présentation des problèmes reliés à l'utilisation des images thoracoscopiques ainsi que les objectifs du projet.

Le chapitre 2 consiste en la revue de la littérature : Présentation et critique des travaux portant sur la détection de réflexions dans les images ainsi que la correction des différentes imperfections dans celles-ci.

Le chapitre 3 expose la mise-en-oeuvre : Présentation des différentes observations faites sur la représentation des réflexions dans les histogrammes ainsi qu'aux caractéristiques des images à corriger. Présentation des hypothèses nécessaires pour parvenir à des résultats concluants ainsi que pour déterminer les limites de l'algorithme. Réalisation des différentes techniques utilisées. Cette section contient aussi le développement des outils mathématiques utilisés ainsi que les algorithmes de leur mise en application.

Le chapitre 4 présente les résultats : Présentation critique de différentes images de séquences vidéos traitées à l'aide de l'algorithme de détection et de différents algorithmes de correction. Présentation des temps d'exécution pour les différentes images.

Le chapitre 5 consiste en une discussion : Argumentation sur les avantages, les inconvénients et les limites des algorithmes.

Conclusion : Récapitulation sur les étapes principales de la détection et la correction des réflexions spéculaires. Description des améliorations possibles et des développements futurs.

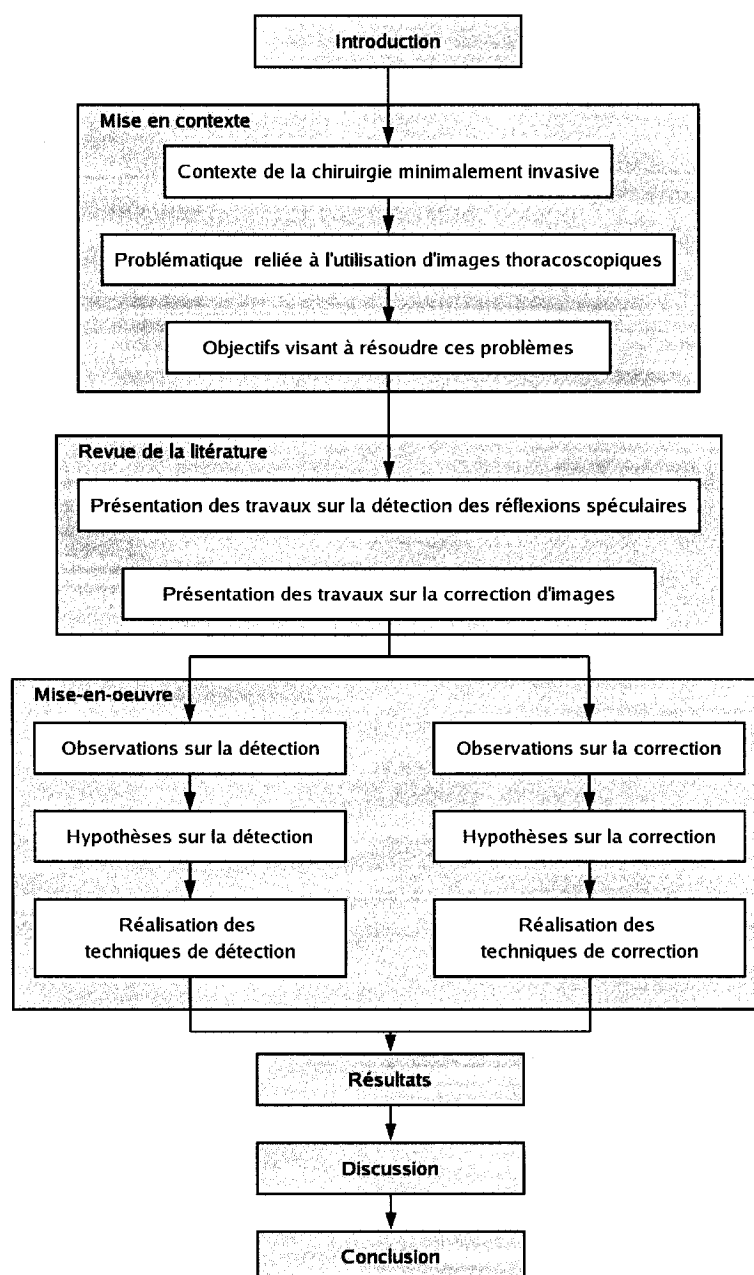


figure 1 Plan du mémoire

CHAPITRE 1

MISE EN CONTEXTE

L'importance de l'ingénierie dans le domaine médical est croissante. Des instruments d'assistance médicale à la chirurgie à distance, l'application des technologies informatiques à la médecine moderne n'en est qu'à ses premiers pas. De plus, les contraintes imposées par les objectifs de performance gouvernementaux et le manque de lits dans les hôpitaux requièrent le développement et la mise en place de chirurgies plus rapides, moins dispendieuses et conduisant à un temps de convalescence plus court. C'est dans cette optique que de nouvelles technologies peuvent augmenter la qualité du système hospitalier et son efficacité à répondre aux besoins de la population.

1.1 Contexte médical

1.1.1 La scoliose

Le cadre du projet se situe autour du traitement chirurgical de la scoliose. Cette maladie est une déformation tridimensionnelle de la colonne vertébrale (figure 1.1). Elle se caractérise par son aspect tridimensionnel où chaque vertèbre subit un déplacement :

- dans le plan frontal en inclinaison latérale.
- dans le plan sagittal en extension.
- dans le plan horizontal en rotation axiale.

Cette déformation entraîne une torsion des vertèbres sur elles-mêmes provoquant une déformation de la région thoracique et lombaire. La plupart des scolioses sont dites idiopathiques. Elles n'ont pas de cause définie. Les autres sont dites secondaires. Elles

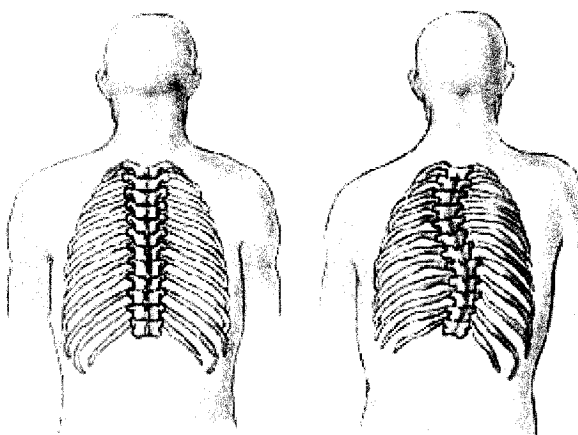


figure 1.1 Patient sain (gauche) et patient scoliotique (droite) (Colorado Spine Institute)

résultent d'une maladie.

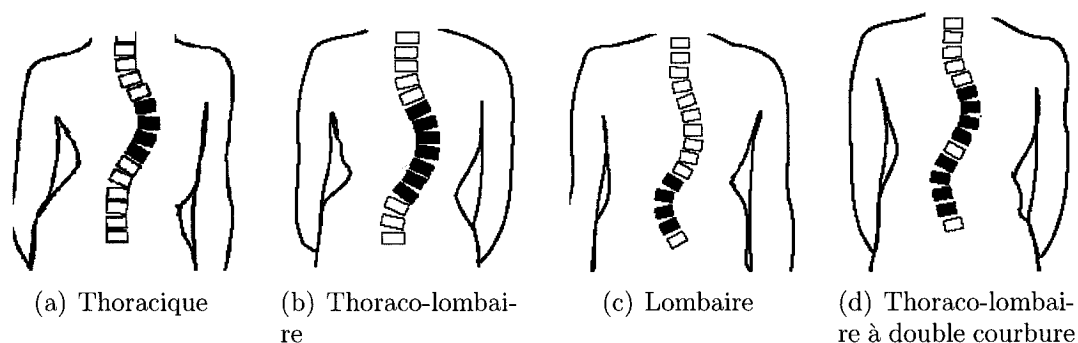


figure 1.2 Différentes formes de scolioses (www.scoliose.org)

L'incidence est cinq à six fois plus grande chez les filles que chez les garçons. Son origine est due à plusieurs facteurs : génétiques, hormonaux et de croissance, biomécaniques et neurologiques. Une scoliose peut survenir dès la naissance et apparaître à tout âge jusqu'à la fin de la maturité osseuse vers 14 à 18 ans. La scoliose touche 2 à 4% de la population : 5 personnes sur 1000 ont une courbure supérieure à 20° et 1 sur 1000 une courbure supérieure à 40°.

La scoliose est souvent identifiée par un membre de la famille, le médecin de famille ou le pédiatre. Les facteurs indiquant une scoliose sont : la douleur rachidienne, l'asymétrie du triangle formé par la taille et les bras ; l'impression d'avoir une grosse hanche, une épaule plus haute, un omoplate qui pointe ou bien une jambe plus courte. Il y a trente ans, 80 % des scolioses étaient découvertes avec des angles de Cobb supérieurs à 30°. Aujourd'hui, 95 % des scolioses sont découvertes avec des angles de Cobb de moins de 30° à cause d'une meilleure conscientisation et plus de connaissances.

La scoliose peut être traitée avec différentes techniques selon la sévérité. Parmi ces techniques, on retrouve :

- La kinésithérapie et la pratique d'une gymnastique correctrice intensive. La pratique de certains sports comme la natation peut également aider.
- Un corset redresseur ou de soutien qui est porté toute la journée ou parfois la nuit seulement.
- Une ou plusieurs interventions chirurgicales.

Une des techniques chirurgicales nécessite la réalisation d'une discoïdectomie. Cette procédure est associée à une libération ou relâchement antérieur favorisant la correction de la scoliose lorsque réalisée conjointement avec une arthrodèse vertébrale et une instrumentation (figure 1.3).

1.1.2 La discoïdectomie

La discoïdectomie thoracoscopique est une procédure minimalement invasive visant à imiter la thoracotomie ; cette dernière étant une intervention consistant à ouvrir la cage thoracique. Par approche thoracoscopique du rachis, les parties antérieures et antéro-latérales de la colonne vertébrale ne peuvent être accédées (figure 1.3). À l'Hôpital Sainte-Justine, la discoïdectomie est parfois effectuée de façon minimalement

invasive.

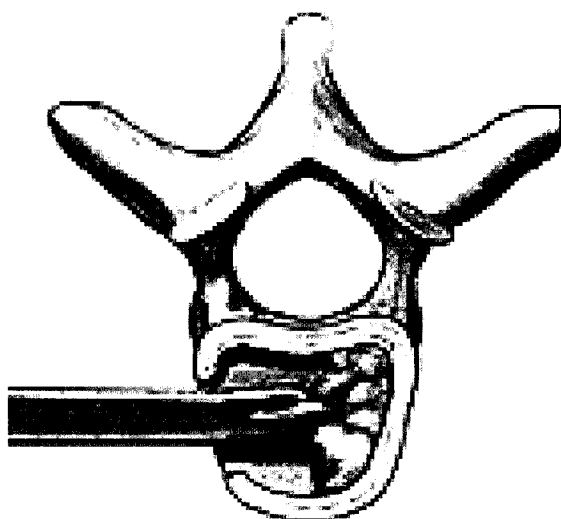


figure 1.3 Discoïdectomie antérieure (www.spineuniverse.com)

La chirurgie minimalement invasive de la colonne vertébrale fut développée dans le but de faciliter la réhabilitation du patient. La discoïdectomie minimalement invasive est une chirurgie qui se fait au travers de petites incisions avec l'aide d'un thoracoscope. C'est-à-dire que de petites ouvertures sont faites dans le thorax du patient pour y insérer les outils nécessaires à l'opération. Afin de travailler dans cet environnement restreint, plusieurs instruments chirurgicaux miniatures sont utilisés. Entre autres, le chirurgien visualise le travail qu'il effectue avec ces instruments à l'aide d'un système thoracoscopique. L'intérieur du patient est alors projeté sur des écrans de télévision dans la salle d'opération (figure 1.4).

La maîtrise de cette chirurgie a une courbe d'apprentissage assez longue. Cependant, des études ont conclu qu'elle est une procédure intéressante à cause de la réduction de la douleur suite à l'opération ainsi qu'une réduction de la morbidité.

Dès lors, cette chirurgie comporte plusieurs avantages pour le patient (Newton et coll., 1997). Ceux-ci sont :

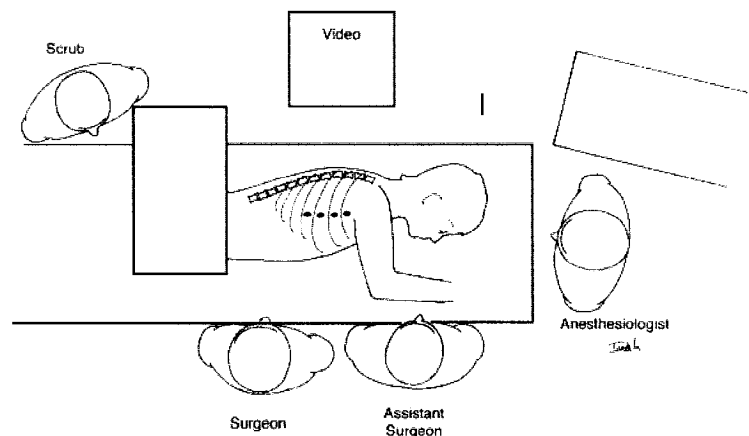


figure 1.4 Disposition de la salle d'opération (Newton et coll., 1997)

- une meilleure apparence esthétique car elle ne laisse que de petites cicatrices
- moins de douleur post-opératoire
- moins de médicaments après l'opération dû à la réduction de la douleur

Ainsi que des désavantages dont :

- plus de drainage par le tube de poitrine
- un temps d'opération plus long

De plus, elle accroît la complexité pour le chirurgien à cause de :

- la désorientation durant la chirurgie
- la perte de la perception de profondeur
- la courbe d'apprentissage trop longue

1.1.3 Le système thoroscopique

Le système thoroscopique permet au chirurgien de voir à l'intérieur du corps humain durant une opération thoroscopique. Il est composé de quatre modules (figure 1.5) :

- le thoracoscope.
- le moniteur.
- le système d'enregistrement.

– la source de lumière.

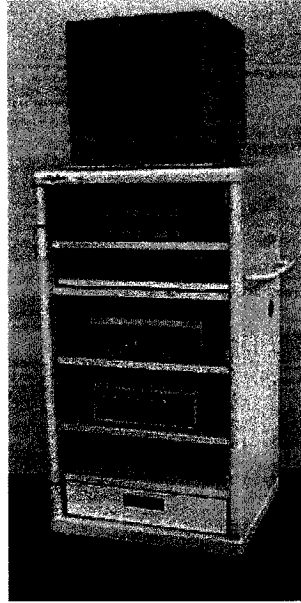


figure 1.5 Système thoracoscopique (www.endoscopy.com)

Le thoracoscope est constitué d'un système de lentilles au bout duquel se situe la caméra. Ce système a le défaut de créer beaucoup d'aberrations sphériques (distorsion de la périphérie de l'image due à la courbure d'une lentille). Pour régler ce problème, seule la partie centrale du champ de vision est conservée. L'une des préoccupations majeures du chirurgien est la superficie du champ opératoire qu'il est en mesure de voir à l'écran. Étant donné que celle-ci est habituellement petite (d'une largeur de 3 à 5 cm), il est difficile, avec l'image à l'écran, d'avoir une bonne perception globale spécialement pour situer la zone d'intérêt. Plus le champ de vision est grand, meilleure est la perception de l'environnement d'opération. Le fait de voir plus de structures permet au chirurgien de mieux s'orienter dans l'espace, d'avoir une meilleure perception du travail qu'il accomplit et d'éviter les blessures possibles aux organes nobles comme les poumons et les vaisseaux.

Dans les opérations de type minimalement invasive, l'image sur le moniteur représente le champ opératoire. Il est donc très important d'avoir une image ayant la meilleure résolution possible. La présence de deux moniteurs permet aux chirurgiens ainsi qu'à l'infirmière, qui est habituellement orientée différemment, de bien voir l'image sans se contorsionner.

Le système d'enregistrement permet la sauvegarde de différentes portions de la chirurgie. Les chirurgiens et infirmières revoient souvent le contenu des opérations pour trouver où il y aurait place à amélioration. De plus, l'enregistrement permet de demander un avis à un confrère où d'étoffer un rapport. La résolution de la séquence enregistrée doit elle aussi être bonne. Le système utilisé à Ste-Justine permet l'enregistrement en format 352x240 pixels et l'image est compressée à l'aide d'un algorithme avec perte d'information.

Depuis l'introduction des thoroscopes, la source de lumière a toujours été un facteur important dans la qualité de l'image présentée. Il faut que la lumière soit très blanche afin de ne pas altérer la couleur des tissus. Pour ce faire, les sources de lumières utilisées sont des lampes au Xénon.

La caméra est l'une des composantes la plus importante du système thoracoscopique. C'est elle qui capte l'image à l'intérieur du patient et qui la transmet au moniteur pour le chirurgien. La caméra utilisée a trois CCD (Charge-Coupled Device) : précédés de filtres rouge, vert et bleu. Une bonne résolution va permettre de voir plus en détail les différentes structures anatomiques. La résolution de la caméra est la quantité de pixels disponibles pour capter une image. Donc plus la résolution est grande, plus les détails sont clairs. Elle est aussi munie d'un zoom numérique. Ce type de zoom a tendance à diminuer la résolution en grossissant les pixels alors qu'un zoom optique va conserver la résolution.

1.2 Problématique

1.2.1 Problème des réflexions lumineuses

Dans une thoroscopie, le milieu chirurgical est particulier parce qu'il contient des tissus humides ainsi que des objets métalliques. Ces matériaux réfléchissent très bien la lumière (Wolff, 1994), causant la formation de zones blanches additionnelles au contenu réel de l'image. La quantité de défauts rend la création et la mise-à-jour de l'environnement en réalité augmentée difficile à automatiser. Les défauts étant principalement les réflexions provenant de la source de lumière du thoracoscope sur les différents tissus et outils, ceux-ci changent le contenu chromatique des objets et des zones environnantes en créant des zones blanches. Ceci cause des problèmes lorsqu'un algorithme informatique tente d'identifier automatiquement l'objet ou d'en faire le suivi.

Par exemple, Boisvert et al. (Boisvert et coll., 2003) a eu des problèmes avec la lumière lors de la segmentation automatique des outils. La réflexion de la lumière sur les outils métalliques et sur les tissus humides produit des artéfacts dans l'image, créant des régions qui semblent uniformes. C'est le problème décrit à la figure 1.6. La périphérie du bout de l'outil réfléchit les tissus environnants alors que le centre réfléchit la lumière du thoracoscope. Puisque la variation d'intensité entre la réflexion et la périphérie du bout de l'outil est plus grande que celle entre la périphérie du bout de l'outil et les tissus environnants, c'est la réflexion qui est segmentée. Shu (Shu, 2005) a eu un problème similaire pour le suivi des structures d'intérêt.

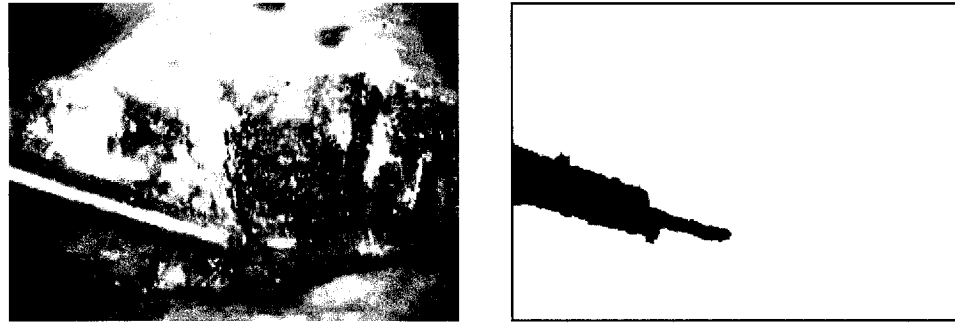


figure 1.6 Résultat de la segmentation automatique de Boisvert et al. (Boisvert et coll., 2003)

1.2.2 Description du phénomène de réflexion et modèle de formation de l'image thoracoscopique

Une image thoracoscopique est formée en captant la réflexion de la lumière sur les tissus internes du corps humain. La majeure partie des modèles de réflexion considèrent une source de lumière positionnée à l'infini (Lin, 1999). Dans le cas du thoracoscope, elle est située juste à côté de la lentille de la caméra (figure 1.7). Ceci change la distribution lumineuse dans l'image et crée des variations dans l'intensité qui est perçue en observant les côtés plus foncés que le centre. Deguchi et Okatani (Okatani et coll., 1996) ont démontré les effets de la luminosité de la surface de l'objet dans le cas endoscopique, soit sous une source de lumière ponctuelle à une distance finie. Leur conclusion est qu'il y a en effet une différence lors du traitement d'images entre un modèle avec source à l'infini et un modèle avec source ponctuelle.

Un autre effet de la lumière est l'apparition des réflexions spéculaires. Quand la lumière frappe la surface (figure 1.8a), elle est réfléchié selon le modèle Lambertien si la surface est mate (figure 1.8b). Cependant, si la surface est luisante, la lumière est réfléchié de façon orientée (figure 1.8c), résultant en une région très lumineuse dans l'image.

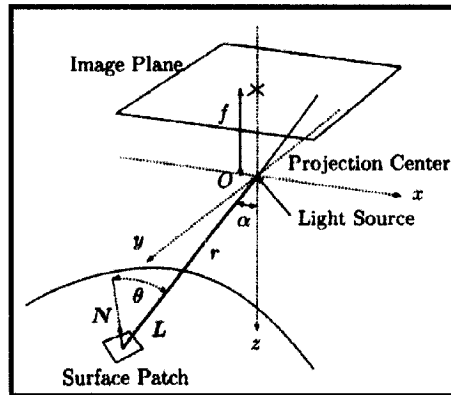


figure 1.7 Géométrie de la formation de l'image dans la partie distale d'un thoracoscope. (Image de (Okatani et coll., 1996))

Dès lors, dépendamment du matériau sur lequel la réflexion se produit ainsi que l'angle d'incidence de la lumière, l'apparence de la réflexion va changer. Les différents types de réflexion peuvent être définis en trois catégories.

Le pic spéculaire : il s'agit de la partie la plus éblouissante. Il correspond à un point de lumière qui est de la même couleur que la source servant à éclairer la scène.

Il est d'une grande intensité car il correspond à une réflexion presque parfaite.

La réflexion diffuse : il s'agit d'une réflexion sur une surface matte. La lumière est donc réfléchiée dans toutes les directions. C'est grâce à ce type de réflexion que l'on peut voir la couleur et la forme des objets.

Le lobe spéculaire : il s'agit de la partie correspondant au dégradé d'intensité entre le pic spéculaire et la réflexion diffuse.

Ces deux comportements de la lumière (pic spéculaire, lobe spéculaire) sur les tissus causent d'importants problèmes en analyse d'images car l'image vue est différente de la réalité dû à la façon dont la lumière est réfléchiée. Ces comportements sont analysés à l'aide du modèle de formation d'image. Il consiste en l'addition de la composante

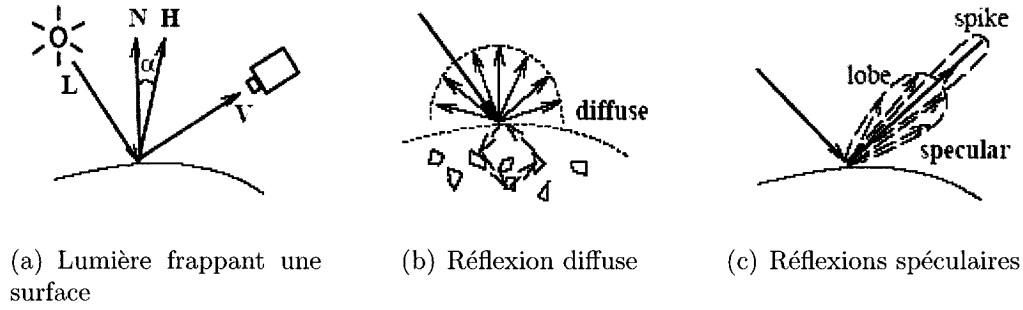


figure 1.8 Représentation des réflexions diffuse et spéculaire de la lumière frappant une surface. (Images de (Lin, 1999))

diffuse et de la composante spéculaire de la réflexion.

$$I(x, y) = I_d(x, y) + I_s(x, y) \quad (1.2.1)$$

Il tient compte d'un seul pixel à la fois et non de l'image comme un tout. Lorsque tous les pixels de l'image et la distribution de la lumière sont pris en compte :

$$i(x, y) = d(x, y) \otimes l(x, y) + s(x, y) \otimes p(x, y) \quad (1.2.2)$$

Ce qui veut dire que l'image résultante $i(x, y)$ est l'image réelle $d(x, y)$ convoluée avec une variation d'intensité $l(x, y)$ et additionnée d'une distribution de lumière non-linéaire $s(x, y)$ qui est à son tour convoluée avec des Diracs $p(x, y)$. La variation de la lumière $l(x, y)$ est causée par la faible distance entre la source de lumière et la surface. La distribution de réflexion lumineuse tient compte du pic spéculaire et le lobe spéculaire du modèle selon le modèle BDRF (Bi Directional Reflectivity Function).

Le problème à résoudre peut alors être reformulé mathématiquement comme l'élimination du terme $s(x, y) \otimes p(x, y)$.

1.2.3 Critères de correction de l'image

La détection n'est que la première partie du problème. Par la suite, il faut faire la correction des zones détectées pour restituer l'image d'origine. Certains critères ont été établis et doivent être pris en compte lors de cette étape.

- Respect de la couleur de l'objet.
- Respect de la variation d'intensité des couleurs à l'intérieur d'un objet.
- Respect des arêtes entre les différents objets afin de conserver la forme générale de ceux-ci.

Ces critères sont essentiels à la production d'une image représentant bien la réalité, conservant la forme et la couleur des objets et dont la perception cognitive est bonne. Pour les étapes ultérieures de traitement d'images, le respect de la couleur et de la variation d'intensité dans l'image va permettre de trouver facilement les zones uniformes et le respect des arêtes, de trouver les côtés des objets. Ce sont des critères primordiaux lors de la segmentation d'une image dans le but d'identifier les objets chirurgicaux et tissus organiques présents dans la scène ainsi que pour en faire le suivi.

Dès lors, le succès de l'environnement chirurgical en réalité augmentée dépend de deux choses : la détection des pics et des lobes spéculaires dans l'image ainsi que la correction de ces artéfacts en conservant la couleur et la structure des objets.

1.3 Objectifs

L'objectif du projet est donc la mise au point d'un algorithme de traitement d'images corrigeant les reflets dans des images obtenues lors d'une thoracoscopie. Il fonctionne en détectant et en corrigeant automatiquement les réflexions dans les images thoracoscopiques. Les objectifs sont décrits plus en détails comme suit :

1. analyser l'image pour déterminer la position des réflexions spéculaires
2. corriger l'image en respectant les couleurs et les arêtes
3. implémenter l'algorithme en recherchant une rapidité suffisante pour fonctionner en temps réel, soit 30 images par seconde avec des images de format 352x240 pixels

Le but des objectifs 1 et 2 est de fournir au chirurgien une image de qualité, représentant bien la réalité et qui est plus douce pour le système visuel. Le but de l'objectif 3 est de produire un logiciel fonctionnel dans une salle d'opération avec un PC standard sans avoir à acheter de l'équipement spécialisé ou d'attendre que la vitesse des ordinateurs rattrape la complexité de l'algorithme.

CHAPITRE 2

REVUE DE LA LITTÉRATURE

Il importe de voir ce qui a déjà été fait dans le domaine de la détection des réflexions spéculaires dans les images thoracoscopiques ainsi que dans la correction de celles-ci. Bien qu'il n'y ait pas beaucoup de développement expressément dans ce domaine, plusieurs travaux ont été effectués afin de régler des problèmes similaires dans des domaines différents.

Deux sujets distincts seront traités dans ce chapitre. Le premier traite des différents travaux relatant de la détection des réflexions spéculaires dans les images. Le deuxième traite des différentes techniques permettant la correction des images.

2.1 Détection des réflexions

La détection des réflexions spéculaires est étudiée depuis plusieurs années. Ce champs d'étude a progressé beaucoup grâce aux différentes approches et modèles utilisés pour représenter les différentes particularités des réflexions de la lumière sur les surfaces.

Dès 1985, Shafer (Shafer, 1985) introduit le modèle de réflexion dichromatique. Ce modèle représente les réflexions de lumières sur des matériaux diélectriques comme étant la superposition d'une composante diffuse et d'une composante spéculaire. Dans le cube RGB (voir annexe I), ceci est décrit comme étant un parallélogramme avec un axe représentant la composante diffuse et l'autre, la composante spéculaire. En 1988, Shafer, Klinder et Kanade (Klinker et coll., 1988) utilisent cet espace RGB afin de segmenter les différentes couleurs qui composent une image en utilisant les différentes

caractéristiques de la courbe des pixels de l'image dans l'espace représentant l'intensité RGB. Pour ce faire, ils segmentent la courbe représentant les pixels de l'image en utilisant les différents points d'inflexion de celle-ci. Ces points d'inflexion délimitent des régions différentes.

Plusieurs auteurs utilisent ce modèle pour faire la détection des réflexions spéculaires. Chun-Kiat et Matsuyama (Chun-Kiat et coll., 1998) ont utilisé ce plan pour faire de la segmentation de couleurs à l'aide d'une méthode statistique itérative de groupement 3D. Leur technique donne de bons résultats sur une image simple et uniforme. L'usage du plan dichromatique est efficace quand la couleur est uniforme. Cependant, ceci n'est pas le cas traité puisque certains tissus sont très texturés. Dès lors, la dispersion des points dans le cube RGB est plus aléatoire et ne ressemble en rien à une courbe. Aucun résultat ne laisse entrevoir de bonnes performances sur une image texturée.

Bien que ce modèle soit encore l'un des plus utilisés dans la littérature, il comporte certaines lacunes dans son application aux images thoracoscopiques. Premièrement, lorsque l'image contient trop de textures ainsi qu'une grande variété de couleurs, les points ont tendance à être dispersés dans l'espace RGB (Tan et coll., 2005). Deuxièmement, la région recherchée est souvent petite par rapport au reste de l'image. Il est donc difficile de l'isoler car elle ne représente pas un gros groupe. Finalement, le groupement tridimensionnel est coûteux en temps de processeur, ce qui est à éviter dans une application temps réel. C'est pourquoi d'autres auteurs sont parvenus à d'autres solutions pour pallier à ces problèmes.

Tsang et Tsang (Tsang et coll., 1996) utilisent différents modèles de couleur pour détecter les arêtes des objets sans que les artefacts dû à la lumière comme les réflexions spéculaires et les ombrages viennent interférer. Pour ce faire, ils utilisent différentes représentations de la lumière comme le modèle HSV, RGB et NTSC pour comparer

les différents éléments qui en ressortent. Les résultats sont très concluants dans leurs images à l'exception du fait qu'il n'y pas de réflexion diffuse sur des objets métalliques. Le même problème est aussi apparent dans (Tan et coll., 2005) qui utilise le modèle HSV. Les objets métalliques conservent la teinte de la lumière qui s'y réfléchit. Dans le cas des images thoracoscopiques, il s'agit de rouge comme la couleur des tissus organiques dans la cage thoracique. Des expériences faites dans le cadre de ce projet avec des images thoracoscopiques ont démontré qu'il est mieux d'utiliser les canaux RGB pour trouver la bosse spéculaire. L'utilisation unique du plan de saturation ne produit pas la bosse à la fin de l'histogramme qui permet à la technique de détection des réflexions spéculaires de bien fonctionner.

Ma et Wang (Ma et coll., 2002) ont introduit un modèle de détection de réflexions qui mesure la distance entre la valeur du pixel et le blanc dans l'espace de couleur CEI L^*a^*b . Cette méthode offre un meilleur temps d'exécution par rapport au modèle du plan dichromatique puisque les données utilisées sont représentées bidimensionnellement au lieu d'être tridimensionnelles. Cependant, de l'information est perdue puisque les canaux RGB sont fusionnés afin de produire une seule mesure.

Lin et Shum (Lin et coll., 2001) proposent une technique utilisant deux images photométriques non-calibrées. Premièrement, la teinte est estimée et les intensités RGB pour chaque pixel sont ensuite calculées. Le déplacement de la source d'illumination change la position des réflexions dans l'image et celles-ci peuvent être détectées. Leur algorithme ne peut pas être utilisé puisque dans le cas du thoracoscope, la caméra est solidaire de la lentille. Il est impossible de prendre des images photométriques.

Vogt et al. (Vogt et coll., 2001) ont travaillé avec des séquences provenant de chirurgies minimalement invasives. Ils ont comparé les résultats provenant des techniques du plan dichromatique, du gradient d'arêtes et du seuillage dans l'espace HSV. Ils montrent des résultats similaires. En effet, le seuillage dans l'espace HSV fonctionne

bien en mode interactif car il n'y a aucun indice absolu pour déterminer la position du seuil. Dans notre cas, l'utilisation en mode automatique est plus compliquée car l'application doit se faire en temps réel.

Bhattacharyya (Bhattacharyya, 2004), dans son mémoire de maîtrise, a adopté une technique différente. Il utilise le plan SV de l'espace HSV pour déterminer quelles sont les zones correspondant à une réflexion. La technique consiste à mettre un masque préétabli sur le plan SV de l'image en question et de conserver les pixels faisant partie du masque. Elle est dépendante de l'image car les valeurs sont absolues. La technique demande donc l'utilisation d'une caméra bien calibrée, ce qui n'est pas toujours le cas en pratique.

De toutes ces techniques aucune n'est utilisée telle quelle. Cependant, plusieurs éléments de la solution finale proviennent des différentes techniques présentées. Premièrement, l'idée de Shafer (Shafer, 1985) d'utiliser l'ensemble des pixels formant du blanc à partir des canaux RGB sera utilisée. De plus l'idée de (Ma et coll., 2002) et de (Vogt et coll., 2001) est utilisée car elle permet de gagner du temps en traitant trois signaux unidimensionnels au lieu d'un signal tridimensionnel.

2.2 Correction de l'image

La correction de l'image est un domaine beaucoup plus récent de l'analyse d'image qui a débuté à la fin des années 90. Les premiers essais sont connus sous le nom de disocclusion. Depuis, différentes techniques sont apparues : la forme à partir de l'ombrage (shape from shading), le remplissage numérique des trous (digital «inpainting»), les pixels d'autres trames et les pixels d'autres vues (photometric images).

2.2.1 Technique de la disocclusion

La technique de disocclusion provient de Masnou (Masnou, 2002) (Masnou et coll., 1998). Elle consiste à propager les lignes géodésiques de l'image à l'intérieur de la zone à corriger. Elle permet la création de jonctions en T pour tenir compte des intersections et la création de lignes courbes. Les résultats sont bons pour des courbes assez rectilignes mais la technique requiert la gestion des intersections en «T» et en «X». Puisque d'autres techniques ne requérant pas cette gestion existent, l'emphasis sera mise sur celles-là.

2.2.2 Technique du «inpainting»

Le «inpainting» est une technique visant à modifier une image de façon imperceptible. Elle suit les traces de la disocclusion mais évite l'utilisation d'informations géométriques comme les arêtes pour faire la reconstruction de l'image. Bien qu'elle fonctionne très bien dans certains cas, de nombreux auteurs l'ont allié à la disocclusion pour créer des régions plus uniformes, des textures ou des zones de grande variation d'intensité. Les trois techniques de «inpainting» présentées ici sont : celle de Bertalmio car il s'agit de la première implémentation, celle de Oliveira car elle est la plus rapide et celle selon les équations de Navier-Stokes car elle offre les meilleurs résultats.

2.2.2.1 Méthode de Bertalmio

Bertalmio et al. (Bertalmio et coll., 2000) sont les premiers à s'être penchés sur la question du «inpainting». Leur but était de pouvoir corriger une image de façon imperceptible sans avoir à analyser l'information autour de la zone à corriger. Ils

ont développé la technique du «digital inpainting», qui consiste en la propagation uniforme des couleurs tout en conservant les arêtes. Elle vise à imiter la technique utilisée par les restaurateurs d'images professionnels. Plusieurs auteurs ont par la suite utilisé cette technique pour y trouver des variantes.

Premièrement, la notation employée par l'auteur est présentée de façon à aisément suivre le reste des développements.

- ∇u est le laplacien
- Δu est le gradient
- $\Delta^\perp u$ est le vecteur perpendiculaire au gradient

À la base, le but est de prendre l'information en bordure d'une région à corriger et de la propager dans celle-ci (figure 2.1).

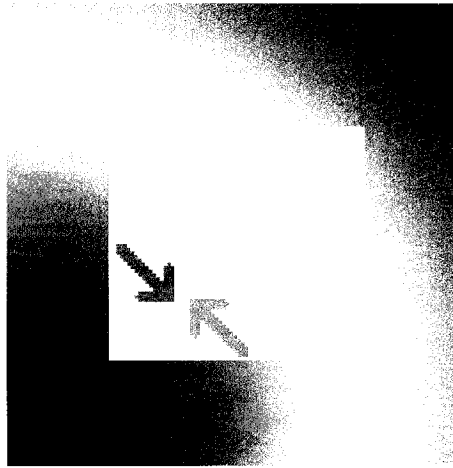


figure 2.1 Propagation des couleurs dans une image.

L'algorithme fonctionne de façon itérative. L'équation de base à implémenter est :

$$\Delta \nabla u \cdot \Delta^\perp u = 0 \quad (2.2.1)$$

C'est-à-dire que la variation de l'uniformité de l'intensité des pixels le long des iso-

photos (même intensité) est nulle. Il faut donc minimiser la variation d'intensité sur une ligne ayant la même intensité. Il s'agit de poursuivre les structures.

L'auteur implémente l'équation 2.2.1 de la façon suivante :

$$I^{n+1}(i, j) = I^n(i, j) + \Delta t I_t^n(i, j), \quad \forall (i, j) \in \Omega \quad (2.2.2)$$

Cette formule indique que l'image à l'itération suivante est la somme de l'image actuelle et d'une pondération sur les modifications apportées.

Le calcul des modifications à apporter à l'image $I^n(i, j)$ est donné par l'équation 2.2.3. Il consiste à multiplier la variation d'intensité $|\nabla I^n(i, j)|$ dans l'image par un facteur favorisant ou non cette variation. Le facteur $\overrightarrow{\delta L^n}(i, j) \cdot \frac{\overrightarrow{N}(i, j, n)}{|\overrightarrow{N}(i, j, n)|}$ s'interprète comme étant le produit scalaire de la variation de l'uniformité avec la normale. Puisque la normale pointe dans la direction du minimum de variation, s'il y a uniformité alors il en résulte un transport de la variation dans l'image.

$$I_t^n(i, j) = \left(\overrightarrow{\delta L^n}(i, j) \cdot \frac{\overrightarrow{N}(i, j, n)}{|\overrightarrow{N}(i, j, n)|} \right) |\nabla I^n(i, j)| \quad (2.2.3)$$

L'auteur montre le calcul de la variation du laplacien de façon centrée à l'équation 2.2.4. Le laplacien est donné dans sa forme symbolique en 2.2.5.

$$\overrightarrow{\delta L^n}(i, j) := (L^n(i+1, j) - L^n(i-1, j), L^n(i, j+1) - L^n(i, j-1)) \quad (2.2.4)$$

$$L^n(i, j) = I_{xx}^n(i, j) + I_{yy}^n(i, j) \quad (2.2.5)$$

L'équation du vecteur perpendiculaire au gradient :

$$\frac{\vec{N}(i, j, n)}{|\vec{N}(i, j, n)|} := \frac{(-I_y^n(i, j), I_x^n(i, j))}{\sqrt{(I_x^n(i, j))^2 + (I_y^n(i, j))^2}} \quad (2.2.6)$$

Les équations 2.2.7 et 2.2.8 expliquent le calcul de $|\nabla I^n(i, j)|$. Étant donné que l'information devant être utilisée se situe à l'extérieur de la zone à corriger, il faut aussi utiliser les variations provenant de l'extérieur. L'utilisation de variations touchant à la zone interne causerait des erreurs car le calcul ainsi fait serait plutôt le calcul de la variation du lobe spéculaire que celle des structures. C'est pourquoi les schémas de différentiation orientés (upwind scheme) sont utilisés. L'équation 2.2.8 indique dans quelle proportion ils sont utilisés.

$$\beta^n(i, j) = \overrightarrow{\delta L^n}(i, j) \cdot \frac{\vec{N}(i, j, n)}{|\vec{N}(i, j, n)|} \quad (2.2.7)$$

$$|\nabla I^n(i, j)| = \begin{cases} \sqrt{(I_{xbm}^n)^2 + (I_{xfM}^n)^2 + (I_{ybm}^n)^2 + (I_{yfM}^n)^2}, & \text{pour } \beta^n > 0 \\ \sqrt{(I_{xbM}^n)^2 + (I_{xfm}^n)^2 + (I_{ybm}^n)^2 + (I_{yfm}^n)^2}, & \text{pour } \beta^n < 0 \end{cases} \quad (2.2.8)$$

où :

- $(I_{xbm}^n)^2$: prendre la valeur minimale entre le gradient en x arrière et 0.
- $(I_{xfM}^n)^2$: prendre la valeur maximale entre le gradient en x avant et 0.
- $(I_{ybm}^n)^2$: prendre la valeur minimale entre le gradient en y arrière et 0.
- $(I_{yfM}^n)^2$: prendre la valeur maximale entre le gradient en y avant et 0.
- $(I_{xbM}^n)^2$: prendre la valeur maximale entre le gradient en x arrière et 0.

- $(I_{xfm}^n)^2$: prendre la valeur minimale entre le gradient en x avant et 0.
- $(I_{ybM}^n)^2$: prendre la valeur maximale entre le gradient en y arrière et 0.
- $(I_{yfm}^n)^2$: prendre la valeur minimale entre le gradient en y avant et 0.

et :

- L'indice $_b$ indique la différence arrière.
- L'indice $_f$ indique la différence avant.
- L'indice $_m$ indique de prendre la valeur minimale entre le résultat et 0.
- L'indice $_M$ indique de prendre la valeur maximale entre le résultat et 0.

En d'autres termes, la technique consiste à faire une mise-à-jour itérative de l'image. L'équation (2.2.2) représente la façon dont la mise-à-jour de l'image se fait. Il s'agit de prendre l'image actuelle et de l'additionner à un terme correctif. Ce terme est constitué de la variation de l'image préalablement calculée en (2.2.3), multipliée par un coefficient de saut temporel Δt . En termes plus formels, il s'agit de la méthode d'interpolation d'Euler-Lagrange. Le calcul du terme correctif $I_t^n(i, j)$ débute par un calcul de l'uniformité de l'image à l'aide du laplacien (2.2.5). Ensuite, il faut déterminer la direction de propagation des isophotes $\vec{N}(i, j, n)$ qui sont parallèles aux arêtes (2.2.6). Puis, la variation de l'uniformité est calculée (2.2.4) afin de trouver comment l'uniformité varie le long des isophotes (2.2.7). Il est important de mentionner que la valeur de la norme du gradient de l'image va dépendre de la valeur de β . Dès lors, le résultat de l'équation (2.2.8) va dépendre de la direction de variation de l'uniformité sur les isophotes. En effet, étant donné que l'information utilisable n'est présente qu'à l'extérieur de la zone à corriger, il faut s'assurer que l'on prend le gradient «upwind» provenant du bon côté. Finalement, la mise-à-jour de l'équation se fait en substituant les différents coefficients calculés dans l'équation (2.2.2). Il est important de faire attention à la valeur de l'incrément temporel Δt car l'algorithme peut rapidement devenir instable.

Pour augmenter la stabilité de l'algorithme, il y a plusieurs étapes de diffusion anisotropique entre les étapes de «inpainting». La formule de diffusion anisotropique utilisée par l'auteur est la suivante :

$$\frac{\delta I}{\delta t}(x, y, t) = g_{\epsilon}(x, y)\kappa(x, y, t)|\nabla I(x, y, t)|, \quad \forall (x, y) \in \Omega' \quad (2.2.9)$$

À chaque i itérations de «inpainting», il y a j itérations de diffusion anisotropique et k itérations de diffusion isotropique afin de régulariser l'image pour stabiliser l'algorithme et permettre la diffusion des pixels. La diffusion anisotropique est utilisée avec de la diffusion isotropique pour conserver les arêtes créées par les étapes de «inpainting» tout en ayant une image assez lisse.

Les résultats de cette technique sont acceptables. Elle est rapide et s'implémente facilement. Cependant, il y a plusieurs facteurs empiriques comme : le Δt , le nombre d'itérations de diffusion anisotropique et de diffusion isotropique par rapport au nombre de diffusion de «inpainting» et le nombre total d'itérations qui influencent le résultat final. Son principal inconvénient est l'impossibilité de reproduire les textures, ce qui peut être moins satisfaisant pour le chirurgien. D'un autre côté, c'est un avantage puisqu'une région uniforme aide aux traitements ultérieurs qui seront faits sur l'image. Une autre difficulté est que le choix des paramètres est crucial. Une mauvaise discrétisation ou un mauvais incrément temporel rend l'algorithme instable. Quelques essais ont démontré que les faiblesses numériques de l'implémentation de l'auteur ainsi que la facilité pour l'algorithme à devenir instable peuvent donner des résultats de piètre qualité.

2.2.2.2 Méthode d'Oliveira

Oliveira et al. (Oliveira et coll., 2001) utilisent un noyau 3x3 pour effectuer le «in-painting». Leur technique consiste à convoluer le noyau plusieurs fois avec la région à corriger. Ils proposent deux noyaux :

0,125	0,125	0,125
0,125	0	0,125
0,125	0,125	0,125

figure 2.2 Noyau d'Oliveira avec des poids équivalents

0,073235	0,176765	0,073235
0,176765	0	0,176765
0,073235	0,176765	0,073235

figure 2.3 Noyau d'Oliveira avec des poids différents

Le premier (figure 2.2.2.2) est constitué de valeurs équivalentes valant $\frac{1}{8}$, donc un poids égal pour chaque case. Le deuxième (figure 2.2.2.2) a un poids variable dans chaque case. Pour ce noyau, l'auteur ne fournit aucune explication concernant le choix des valeurs. La seule observation pouvant être faite est que les pixels rapprochés ont un poids plus élevé que les pixels éloignés ils ont donc une plus grande influence sur le résultat.

Les résultats de cette technique sont bons pour de petites régions à corriger. Ces régions doivent être assez uniformes et ne pas avoir d'arêtes trop prononcées. Cependant, lorsqu'elle est appliquée sur de plus grandes régions, les effets de la technique sont clairement visibles. Les structures sont sur-lissées et les arêtes ne sont pas prises en considération. Afin de passer outre le problème des arêtes, l'auteur propose de les marquer manuellement afin d'éviter la diffusion entre deux régions. Cependant, c'est

le problème inverse qui doit être traité, soit la restitution des arêtes à l'aide du «inpainting». Finalement, à part le changement des coefficients, il s'agit d'une technique peu flexible.

2.2.2.3 Méthode avec les équations de Navier-Stokes

Une approche basée sur la mécanique des fluides a été proposée par Bertozzi et al. (Bertozzi, et coll., 2001). En travaillant avec la vorticité de l'image, soit la mesure des rotations locales dans l'image, au lieu de l'intensité des pixels, on arrive à bien conserver les arêtes. Les auteurs font le rapprochement entre l'équation de «digital inpainting» développée par Bertalmio et al. et l'équation transport-vorticité en mécanique des fluides. Du point de vue mathématique, il y a une grande ressemblance avec la technique de Bertalmio et al. (Bertalmio et coll., 2000). Cependant, l'ajout d'un terme décrivant la viscosité du fluide permet d'avoir de meilleurs résultats. De plus, étant donné que la mécanique des fluides est un domaine bien établi, les techniques mathématiques s'y rattachant sont très élaborées et plusieurs algorithmes bien documentés existent déjà.

L'algorithme fonctionne comme suit. Alors que Bertalmio et al. proposent de faire des étapes de «inpainting» (2.2.2) suivies d'étapes de diffusion anisotropique (2.2.9) et de diffusion isotropique. Bertozzi et al. joignent ces deux étapes en une seule équation :

$$I_t = \nabla^\perp I \cdot \nabla \Delta I + \nu \nabla \cdot (g(|\nabla I|) \nabla I) \quad (2.2.10)$$

Cette formule comporte une analogie avec l'équation de Navier-Stokes gouvernant les fluides incompressibles Newtoniens qui couple le vecteur de vitesse \vec{v} et la vorticité ω .

$$\frac{\delta w}{\delta t} + v \cdot \nabla w = \nu \nabla \cdot (g(|\nabla w|) \nabla w) \quad (2.2.11)$$

Dès lors, cette technique permet de faire du «inpainting» non pas sur l'intensité des pixels de l'image mais plutôt sur l'uniformité des pixels.

Afin de retrouver l'image, il faut résoudre l'équation de Poisson :

$$\Delta I = w, \quad I|_{\partial\Omega} = I_0 \quad (2.2.12)$$

Cette équation se résout facilement pour un $g(|\nabla I|) = 1$ car la diffusion devient isotropique mais pour de petites valeurs de viscosité il faut la remplacer par une équation de relaxation dynamique :

$$I_t - \alpha(\Delta I + w) = 0, \quad \alpha > 0, \quad I|_{\partial\Omega} = I_0 \quad (2.2.13)$$

Le paramètre α détermine un taux de relaxation homogène. Celui-ci doit être situé entre 1 et 2.

Les équivalences entre les termes des deux techniques sont définies comme suit :

tableau 2.1 Équivalences entre la technique de Bertalmio et celle de Bertozzi

Navier-Stokes	Bertalmio
fonction de flux Ψ	intensité du pixel I
vitesse du fluide $v = \nabla^\perp \Psi$	direction de l'isophote $\nabla^\perp I$
vorticité $\omega = \Delta \Psi$	uniformité $w = \Delta I$
viscosité du fluide ν	diffusion anisotropique ν

2.2.2.4 Méthode par exemples

Une autre approche au problème de «inpainting» est l'approche par exemples de Perez et al. (Pérez et coll., 2003) ainsi que celle de Bertalmio et al. (Bertalmio et coll., 2002). Ces techniques consistent à prendre les bons pixels dans le voisinage du pixel à corriger et à chercher le même modèle dans le reste de l'image. Là encore, la technique est lente parce qu'il est nécessaire de parcourir l'image à chaque itération afin de trouver le bon modèle pour faire la correction. Dès lors, cette technique ne sera pas utilisée.

2.2.2.5 Méthode de Telea

L'idée d'utiliser l'algorithme de FMM (Fast Marching Method) pour accélérer la correction provient de Telea (Telea, 2004). Là encore, les résultats ne sont pas satisfaisants pour notre application et sont moins impressionnants que ceux proposés par Bertalmio et coll. (Bertalmio et coll., 2000). Les causes sont que les arêtes sont moins bien conservées. L'attrait de la technique provient donc de la rapidité que l'auteur compare à celle d'Oliveira. À cause du manque de conservation des arêtes et de la diffusion qu'il en suit, la technique de Telea ne sera pas retenue.

2.2.2.6 Approche par ondelettes

La technique par ondelettes a été développée par Patwardhan et Sapiro (Patwardhan et coll., 2003). Elle consiste à évaluer le contenu fréquentiel de l'image et non seulement l'intensité des pixels. Il va donc y avoir des contraintes fréquentielles au niveau du pixel à corriger qui vont provenir des pixels adjacents. De son côté, le domaine spatial sera utilisé afin de donner une image réaliste. L'algorithme utilise les POCS

(Projection Onto Convex Sets) pour reconstruire le signal. Les résultats sont bons spécialement pour des surfaces texturées. Le peu d'information dans l'article rend son implémentation assez difficile.

2.2.3 Pixels provenant de plusieurs trames

La technique des pixels provenant de plusieurs trames a été développée par Vogt et al. (Vogt et coll., 2001). Elle est fort simple. Elle consiste à interpoler le pixel avec des pixels provenant du même endroit de l'image dans les trames vidéos antérieures.

Les avantages de la technique sont la simplicité et la rapidité. Cependant, il y a des désavantages flagrants. Premièrement, la caméra peut souvent rester positionnée au même endroit. La zone à corriger variera peu et l'information de cette zone proviendra d'un moment temporel éloigné. Un autre problème est la vitesse de déplacement de la caméra. Si celle-ci se déplace trop vite, alors l'information proviendra d'une autre région et l'image affichée sera fausse. Finalement, l'utilisation de plusieurs trames prend de la place en mémoire et cela peut devenir un problème s'il n'y a pas assez de mémoire vive pour les contenir.

Bien que cette technique ait été testée avec des images endoscopiques, elle ne sera pas utilisée à cause du manque de fiabilité de l'information affichée ainsi que la demande en mémoire.

2.2.4 Pixels provenant de plusieurs vues

Cette technique fonctionne aussi par substitution de pixels. Elle a été développée par Lin (Lin, 1999). Elle consiste à prendre plusieurs vues de la même scène. Les vues sont ensuite comparées afin de déterminer les zones communes. Les vues peuvent être

corrigées en prenant les pixels sains dans les autres vues.

L'avantage de cette technique est qu'elle n'a pas besoin d'aller voir loin dans le temps pour avoir l'information. Par contre, un bon appariement entre les différentes vues n'est pas toujours possible et il n'est pas assuré que la zone sera présente dans l'autre vue ou qu'elle sera saine. Finalement, il n'y a qu'une caméra lors d'une thoracoscopie donc il n'y a pas de deuxième image. Dans le cas d'une caméra stéréoscopique, les deux vues sont probablement trop proches pour permettre aux réflexions de n'être présentes que dans une des deux vues.

2.2.5 Shape from shading (SFS)

La technique du SFS stipule que l'on peut retrouver la forme d'un objet en regardant le dégradé d'intensité de la lumière sur une surface. Le principe de base est de débiter avec une surface quelconque, d'y projeter la lumière et ensuite de déterminer comment modifier la surface afin que le modèle de surface avec la lumière projetée soit semblable au modèle réel. Plusieurs travaux ont été faits dans ce sens avec des surfaces Lambertiennes. Cependant, peu de résultats proviennent de surfaces spéculaires. Les principales difficultés provenant de l'utilisation du SFS avec des surfaces non-lambertiennes sont la saturation des pixels et le modèle de réflexion spéculaire employé. Peu de choses peuvent être faites pour contrer la saturation des pixels. Cependant, en ce qui concerne le modèle de réflexion, la qualité des résultats va dépendre du modèle employé. Ceci peut réserver des surprises car ces modèles donnent des résultats réalistes mais ne représentant pas nécessairement bien la réalité. De plus, l'application du SFS au cas thoracoscopique cause des problèmes qui sont inexistantes dans les cas usuels. Il faut tenir compte de la position de la source de lumière alors que celle-ci est normalement positionnée à l'infini. Les positions en x, y de la caméra et de la source de lumière peuvent être simplifiées comme étant le centre de l'image. Cependant, la

position en z reste inconnue. Il faut donc utiliser de l'information externe ou avoir un objet de taille connue dans l'image pour avoir cette mesure.

À leur tour, Forster et Tozzi (Forster et coll., 2000) partent de ces hypothèses pour corriger une image endoscopique à l'aide de la technique du SFS. Ils affirment que leur technique est efficace sur des images synthétiques où il n'y a pas de pic spéculaire. Ce qui bien entendu n'est pas notre cas. Ils affirment aussi que les résultats sur une image endoscopique sont très subjectifs. De plus, ils n'ont aucune façon de démontrer la précision de leur reconstruction et le système n'aboutit pas toujours à des solutions viables. C'est pourquoi après quelques essais, cette solution à la correction fut rejetée.

De toutes ces techniques, quelques-unes furent implémentées. Il s'agit des techniques d'Oliveira, de Bertalmio, des équations de Navier-Stokes et du SFS. De celles-ci, des résultats ont été obtenus pour les trois premières. Une description de leur implémentation est fournie dans le chapitre suivant.

CHAPITRE 3

MÉTHODOLOGIE

Ce chapitre présente la méthodologie utilisée pour résoudre les problèmes de détection et de correction des images thoracoscopiques. La première section présente en détail les différents algorithmes implémentés pour faire la détection des réflexions spéculaires. La deuxième section présente les différents algorithmes utilisés pour corriger les images.

3.1 Détection des réflexions spéculaires dans les images thoracoscopiques

Le fait que les images proviennent d'une thoroscopie permet d'utiliser plusieurs connaissances à priori sur la composition de celles-ci. Cette section présente comment faire la détection des réflexions spéculaires dans une image thoracoscopique. Cette détection va permettre d'en déterminer automatiquement la position dans l'image afin d'être capable de les corriger ultérieurement. Cette partie nécessite sept étapes : faire les observations, poser les hypothèses, rehausser les réflexions spéculaires, débruiter les histogrammes, détecter la bosse spéculaire, isoler le lobe spéculaire et implémenter les algorithmes.

3.1.1 Observations et hypothèses sur la détection

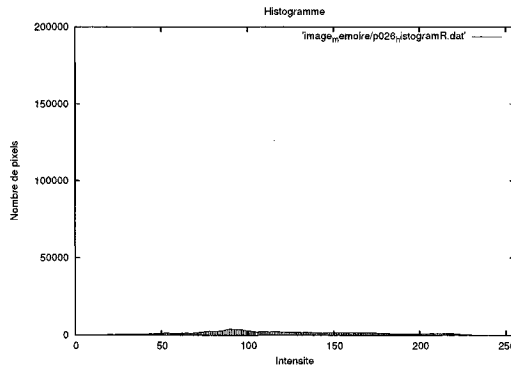
Observation 3.1. *Le rouge est la couleur prédominante à l'intérieur du corps humain.*

La première observation concerne la prédominance du rouge dans l'image. L'intérieur du corps humain contient peu de vert ou de bleu. Dès lors, la présence de ces deux dernières composantes laisse entrevoir la possibilité qu'il s'agisse d'un corps étranger. Les endroits où l'on trouve ces deux couleurs sont dans les endroits foncés et dans les endroits pâles et pour la couleur des veines. Cette observation est particulièrement évidente lors de la comparaison des histogrammes d'une image, tel que présenté à la figure 3.1. On remarque que la distribution d'intensité pour les canaux bleu et vert se trouve presque entièrement à gauche, soit dans les valeurs près de zéro ; alors que pour le rouge, les valeurs sont beaucoup plus centrées dans l'histogramme .

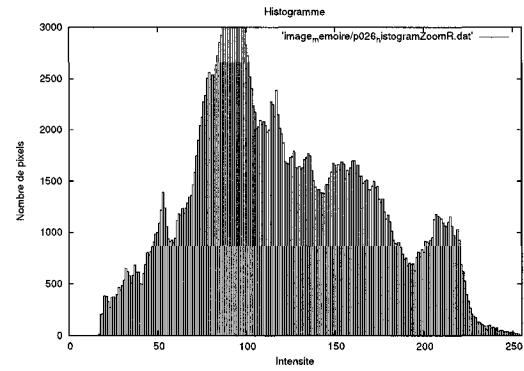
Observation 3.2. *On peut observer une bosse à la fin des histogrammes d'images thoracoscopiques lorsqu'il y a présence de réflexions spéculaires.*

La section 1.2.2 fournit une explication pour le processus de formation de l'image. Le but de la présente section est d'utiliser cette explication pour faire la détection des réflexions spéculaires. À partir de ces mêmes observations sur les histogrammes, on remarque une bosse à la fin des trois histogrammes. Cette bosse est la saturation des canaux RGB par la lumière provenant du thoracoscope. Elle représente donc le pic spéculaire. Cette caractéristique de l'histogramme est présentée à la figure 3.1. De plus, pour être considérée comme une réflexion, la bosse doit être présente dans les trois canaux de couleurs. Cette deuxième condition est due au fait que le blanc est formé de l'addition de tous les canaux de couleurs à leur valeur maximale. L'interprétation est que la composante spéculaire de la réflexion est détectée en isolant la pointe spéculaire dans l'image, qui correspond à la dernière bosse dans les trois histogrammes.

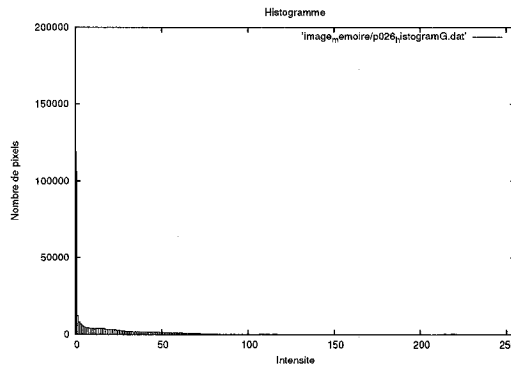
Ces réflexions sont considérées comme parfaites. De plus, selon 1.2.1, elles sont considérées comme une composante additive à l'image réelle. Dès lors, l'élimination de la composante spéculaire laisse la composante diffuse.



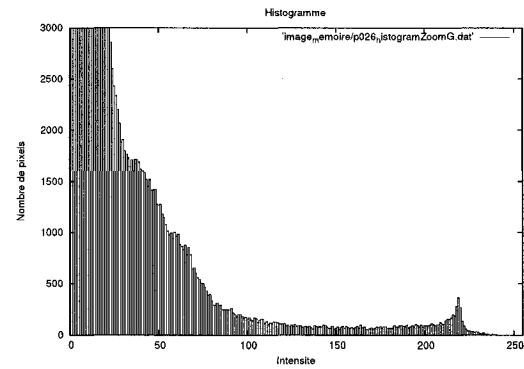
(a) Histogramme du canal rouge



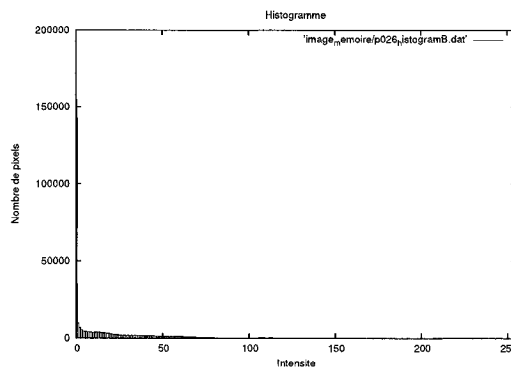
(b) Histogramme agrandi du canal rouge



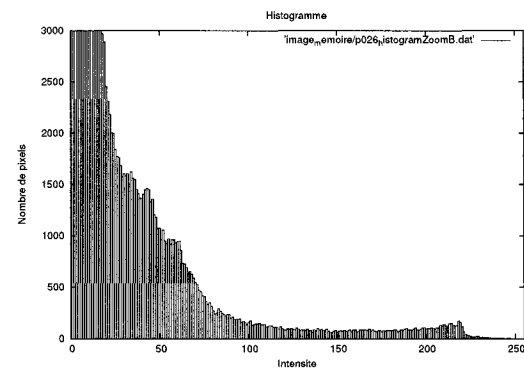
(c) Histogramme du canal vert



(d) Histogramme agrandi du canal vert



(e) Histogramme du canal bleu



(f) Histogramme agrandi du canal bleu

figure 3.1 Histogrammes des canaux RGB pour Image1 (voir figure 3.3a)

En appliquant ce raisonnement aux histogrammes, les bandes contenant les réflexions diffuses peuvent être séparées des bandes contenant les réflexions spéculaires. Les figures 3.1 et 3.2 démontrent ceci. La figure 3.2 représente les histogrammes de l'image segmentée manuellement et la figure 3.1 représente les histogrammes de l'image originale. Lorsque ces histogrammes sont comparés, la même bosse spéculaire peut être observée, particulièrement pour les canaux B et G. Bien qu'il y ait certaines valeurs de plus basse intensité dans les histogrammes de l'image segmentée manuellement, c'est dû à la difficulté de bien segmenter manuellement (figure 3.3) la réflexion spéculaire de la réflexion diffuse ainsi qu'au fait que le lobe spéculaire contient des valeurs de pixels foncés. La réflexion spéculaire ne contient pas seulement le terme $p(x, y)$ mais bien le terme $s(x, y) \otimes p(x, y)$ de l'équation 1.2.2.

Hypothèse 3.1. *La pointe spéculaire peut être segmentée en trouvant la bosse à la fin des histogrammes des canaux RGB.*

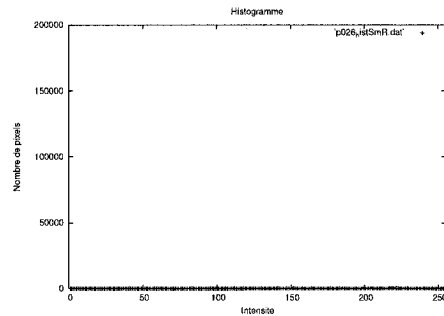
Observation 3.3. *Il y a beaucoup de bruit dans l'histogramme. Il cache en partie la bosse spéculaire.*

Bien que cette bosse soit facilement visible dans l'exemple présenté sur la figure 3.1, elle est parfois beaucoup plus difficile à percevoir. Elle peut ressembler à du bruit. Le débruitage du signal à un niveau global est donc proscrit et il faut utiliser un filtrage au niveau local afin de ne pas perdre cette information. Ceci mène à l'hypothèse suivante :

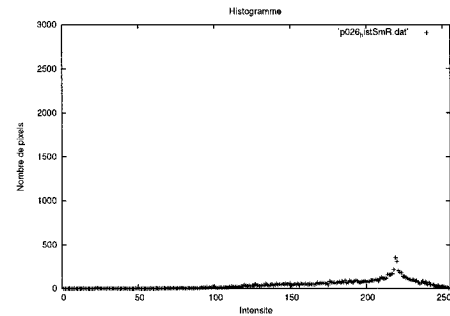
Hypothèse 3.2. *Le signal doit être débruité de façon locale afin de trouver la bosse spéculaire.*

Observation 3.4. *Les réflexions spéculaires ressortent beaucoup dans la composante de saturation du modèle HSV.*

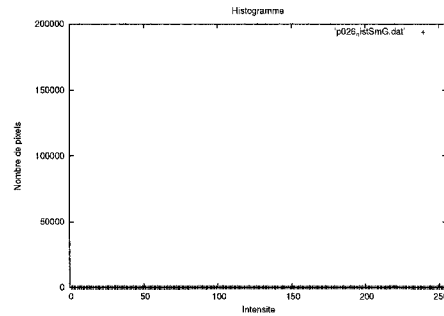
Puisque les réflexions spéculaires sont blanches, il est normal qu'elles ressortent beaucoup plus dans la composante de saturation du modèle HSV (annexe I). Cependant,



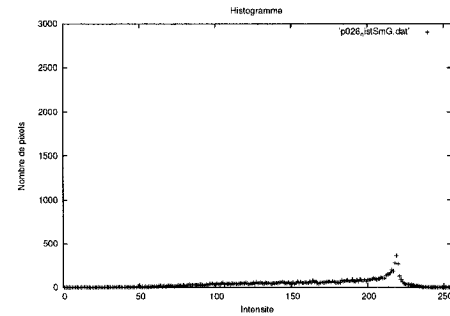
(a) Histogramme du canal rouge



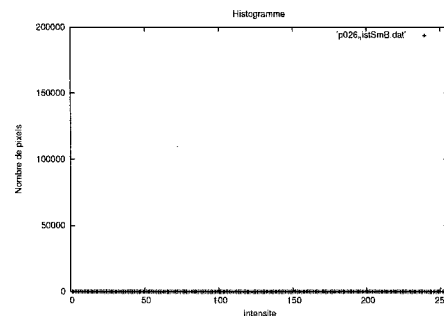
(b) Histogramme du agrandi canal rouge



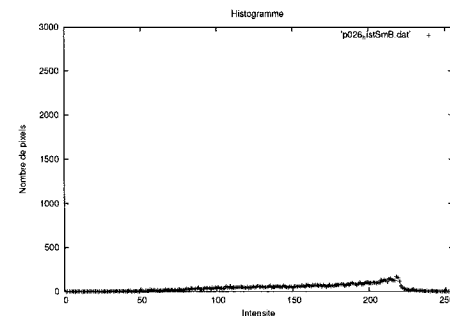
(c) Histogramme du canal vert



(d) Histogramme agrandi du canal vert



(e) Histogramme du canal bleu



(f) Histogramme du agrandi canal bleu

figure 3.2 Histogrammes des canaux RGB avec les réflexions spéculaires segmentées pour Image1.

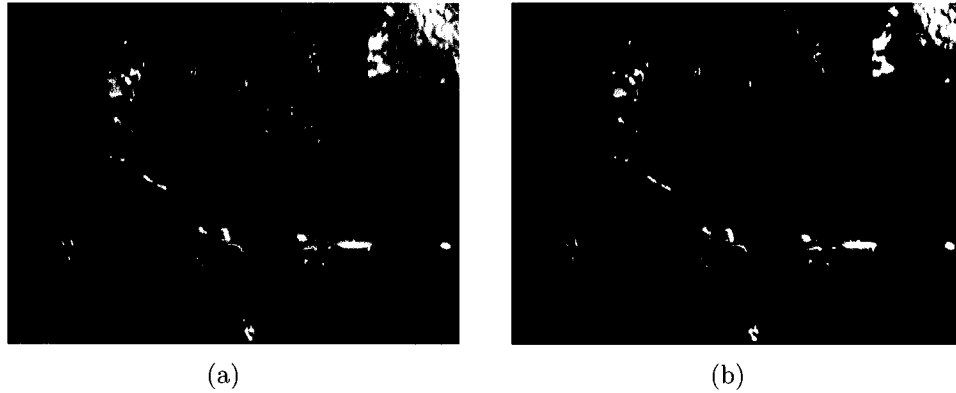


figure 3.3 Comparaison entre l'image originale (a) et l'image segmentée manuellement (b)

lorsqu'on regarde l'histogramme du canal S, aucune caractéristique ne peut être utilisée pour segmenter automatiquement, contrairement au modèle RGB. La forme de la courbe ressemble plus à une douce pente descendante.

Hypothèse 3.3. *On peut multiplier le canal 1-S avec les canaux RGB pour faire ressortir les réflexions spéculaires et ainsi faciliter leur détection.*

Il a maintenant été établi que pour trouver le pic spéculaire, la dernière bosse des histogrammes des trois canaux de couleur doit être détectée. L'algorithme de détection automatique accomplit cette tâche en quatre étapes. La première consiste à faire le rehaussement des réflexions spéculaires pour accroître leur effet dans l'image. Puis, les histogrammes des images rehaussées sont débruités de façon à éliminer toutes les petites variations qui pourraient créer des minimums locaux dans le signal. La troisième étape consiste à trouver la dernière bosse dans les histogrammes débruités afin de déterminer la portion qui correspond au pic spéculaire. Finalement, le lobe spéculaire est isolé à partir du pic spéculaire. Pour le trouver, une descente d'intensité est faite à partir de ce dernier jusqu'à la région de réflexion diffuse.

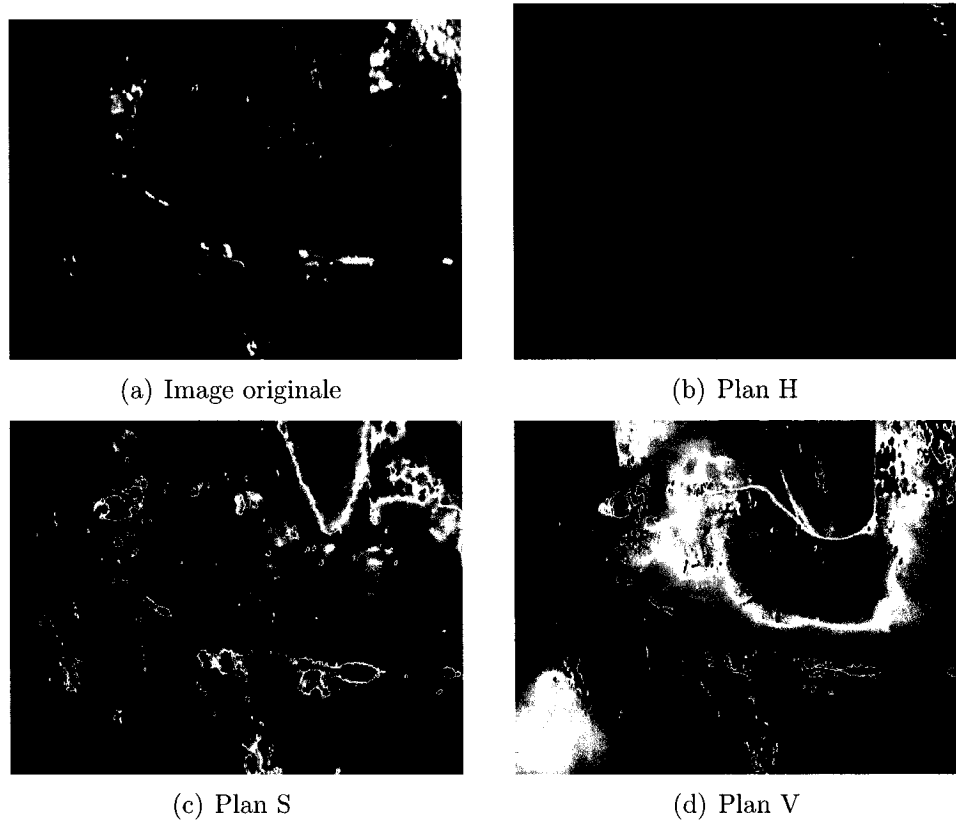


figure 3.4 Image originale (Image1) et les plans H, S et V.

3.1.2 Rehaussement des réflexions spéculaires

Les images thoracoscopiques sont difficiles à analyser puisqu'il n'y a pas beaucoup de différence entre un tissu pâle et une réflexion de lumière. Dès lors, celles-ci doivent être rehaussées. Le rehaussement de l'image débute par l'application d'un filtre sur l'image. Ce filtre consiste en la multiplication des plans RGB avec le plan $(1 - S)$. Cette transformation augmente la différence entre les réflexions spéculaires et les réflexions diffuses (figure 3.5). De la même façon, cela accroît la séparation entre la bosse spéculaire et le reste de l'histogramme. Elle est donc plus facile à isoler. Cette transformation est représentée mathématiquement par l'équation (3.1.1).

$$\begin{bmatrix} R' \\ G' \\ B' \end{bmatrix} = (1 - S) \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} = \left(\frac{\min(R, G, B)}{\max(R, G, B)} \right) \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (3.1.1)$$

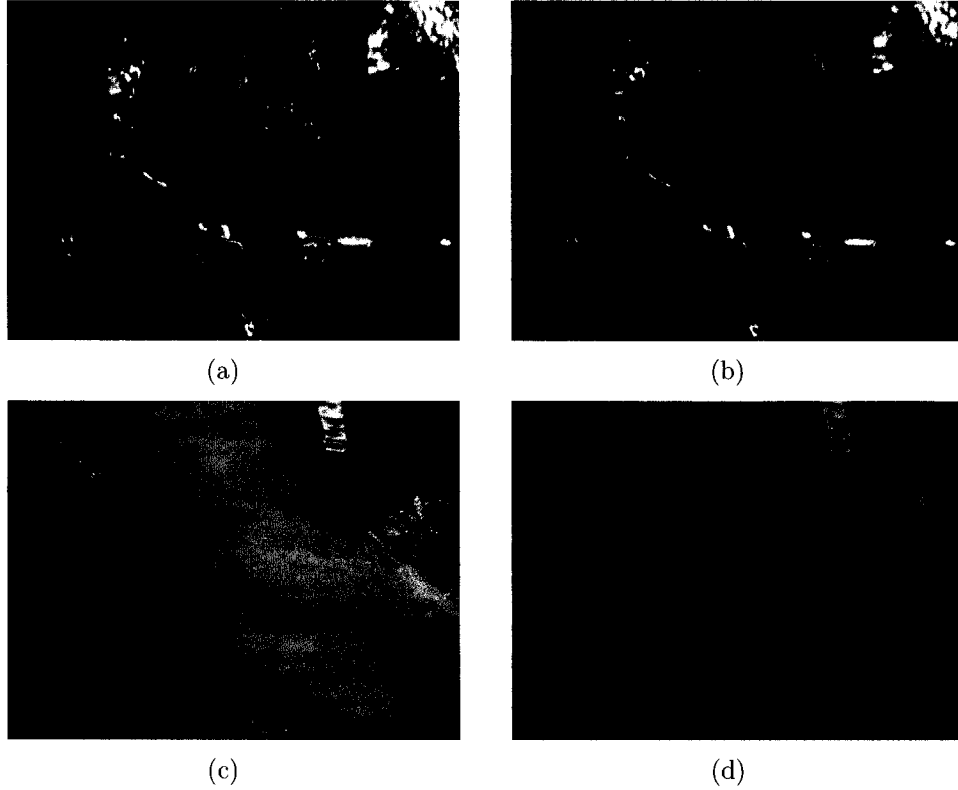


figure 3.5 Images avec (b) et d)) et sans (a) et c)) rehaussement des réflexions spéculaires. L'image en a) correspond à Image1 et celle en c) à Image2

3.1.3 Débruitage des histogrammes

Les histogrammes d'images thoracoscopiques sont très bruités, ce qui crée des bosses qui peuvent être confondues avec la bosse spéculaire. Pour résoudre ce problème, le signal doit être débruité.

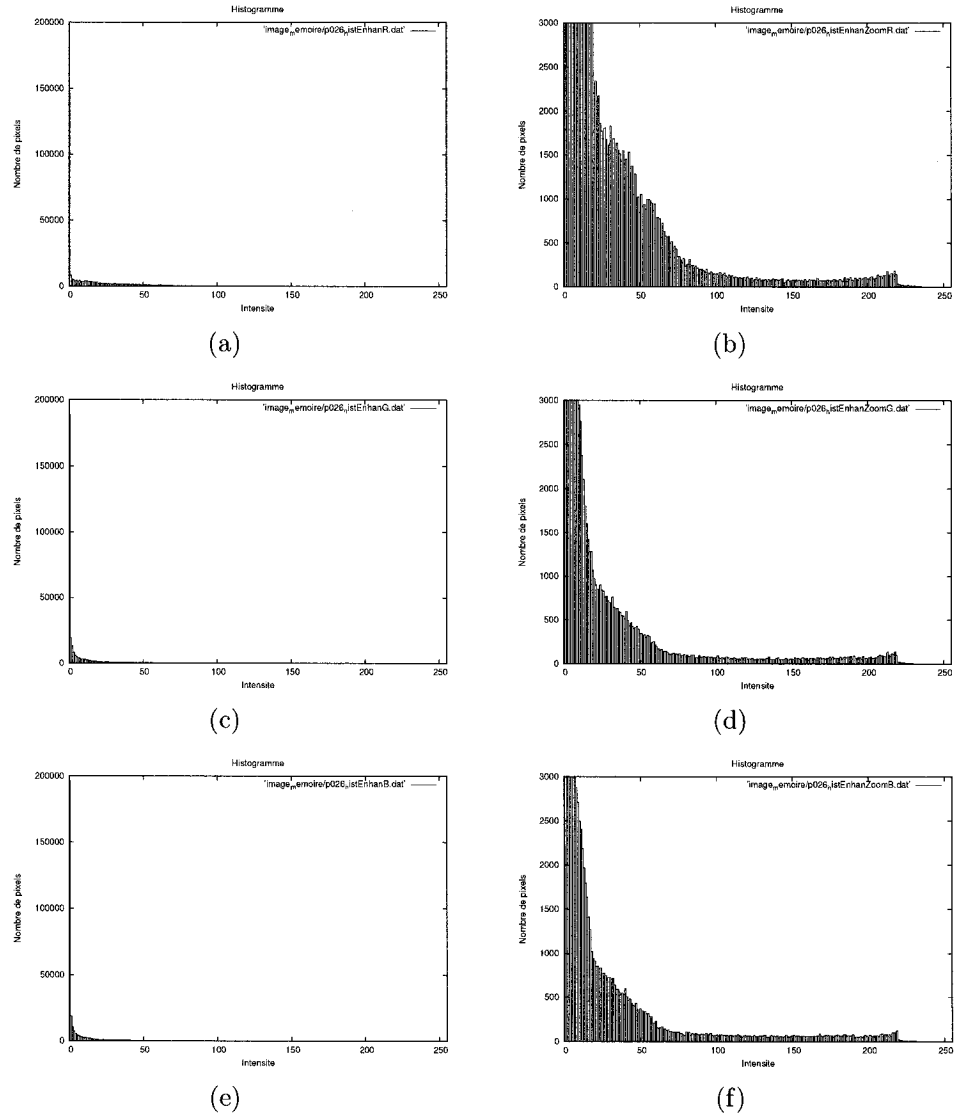


figure 3.6 Histogrammes des canaux RGB de Image1 après le rehaussement des réflexions spéculaires. a) et b) : canal rouge ; c) et d) : canal vert ; e) et f) : canal bleu. Histogramme normal à gauche et image agrandie à droite

3.1.3.1 L'approche fréquentielle

Lorsqu'on pense à débruitage, on pense immédiatement à filtre passe-bas. C'est pourquoi la conception de filtres numériques dans le domaine fréquentiel fut la première tentative pour débruiter le signal.

La première tentative consiste à découvrir la fréquence de coupure séparant les fréquences faisant partie de l'information utile de l'histogramme et celle représentant le bruit. Cette technique fonctionne mal puisque la bosse spéculaire n'est pas toujours représentée par le même contenu fréquentiel.

Une autre technique essayée fut l'utilisation de l'approche énergétique pour déterminer le seuil. Celle-ci consiste à garder un certain pourcentage de la puissance spectrale contenue dans le signal en commençant par les basses fréquences. Là encore, les résultats sont mitigés et la bosse spéculaire est parfois complètement effacée. Le filtrage par puissance spectrale élimine parfois trop d'information. Cette technique n'est pas utilisée à cause de la grande variance dans les résultats obtenus. Les équations suivantes en expliquent le fonctionnement.

$$\acute{E}nergie = \sum_{k=0}^{\infty} |f(\omega_k)|^2 \quad (3.1.2)$$

$$seuil = \omega_s = \left\{ \sum_{k=0}^{\omega_s} |f(\omega_k)|^2 = \%_0 * \acute{E}nergie \right\} \quad (3.1.3)$$

$$f(\omega) = \begin{cases} f(\omega), & \text{pour } \omega < seuil \\ 0, & \text{pour } \omega \geq seuil \end{cases} \quad (3.1.4)$$

Comme en fait mention l'hypothèse 3.2, le débruitage du signal à un niveau global n'est pas approprié. En effet, les différentes expériences avec ce type de techniques le prouvent. Il est donc clair qu'une technique comme le filtrage dans le domaine fréquentiel ne permet pas de bien traiter notre signal.

3.1.3.2 L'approche par approximation de fonctions continues

Une autre approche est l'utilisation d'un filtre moyenneur pour éliminer le bruit dans le signal. Les résultats sont bons car le bruit est efficacement éliminé tout en conservant la bosse spéculaire. Cependant, la discrétisation devient si imprécise que la précision du seuil en est affectée.

Le problème lorsqu'on travaille avec un histogramme filtré à l'aide d'un filtre moyen est que le signal résultant a une forme d'escalier. Lorsque l'algorithme sélectionne le point où la bosse commence, on ne veut pas qu'il fixe le seuil à la fin de la marche alors qu'il se trouve réellement au début de celle-ci. L'histogramme doit être représenté par une fonction continue pour éviter ce problème. Une courbe de Bézier est estimée pour représenter l'histogramme continu. Cette courbe offre une fonction dérivable sur tout son domaine qui ne passe pas nécessairement par les points de contrôle qui, à cause du filtre moyen, ne sont pas nécessairement exacts. Le résultat est une version adoucie de l'histogramme débruité précédemment qui permet à l'algorithme automatique de sélectionner un point précis pour le début de la bosse spéculaire.

Le nombre de points de contrôle influence la précision avec laquelle la courbe de Bézier peut reproduire la forme de l'histogramme. Le placement des points va aussi avoir une influence sur la forme de la courbe. Il est important de bien les sélectionner de façon à avoir une bonne représentation. À cause des grosses variations dans l'histogramme, il est difficile de le représenter en utilisant des points connus comme les compartiments

car cela cause du sur-lissage. Par conséquent, les points sont placés uniformément sur la distance géodésique de l'histogramme pour que les segments de courbes de plus grande variation contiennent plus de points que ceux de faible variation. Le résultat est une meilleure approximation de l'histogramme qui peut être vue comme la courbe lisse et continue à la figure 3.7.

La distance entre les points de contrôle peut être déterminée de la façon suivante

H : Les valeurs des compartiments de l'histogramme

D : La distance entre les points de contrôle

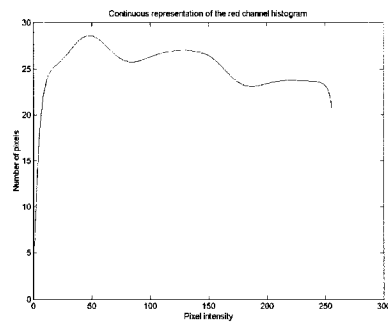
$NbCtrl$: Nombre de points de contrôle

$$D = \frac{\sum_{k=1}^n \sqrt{\left(\frac{dH}{d'intensité}\right)^2 + 1}}{NbCtrl} \quad (3.1.5)$$

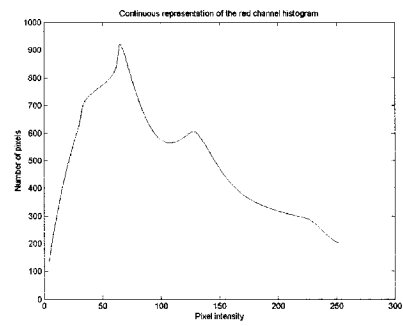
Là encore le problème de l'approche globale ou locale se pose. Lors de la modélisation de l'ensemble de la courbe, l'algorithme peine à percevoir la bosse spéculaire. Dès lors, un algorithme itératif a été développé qui fait un zoom sur la nouvelle zone d'intérêt à chaque itération, permettant ainsi d'aller chercher la localité dans le signal. Cela permet une grande amélioration des résultats. Toutefois, si la courbe contient trop de points, il y a une tendance à la création d'artefacts. Finalement, l'utilisation de cet algorithme itératif afin de donner de la localité à une formulation du type global donne de bons résultats mais il y a toujours trop de variations dans les résultats. Il tend à trop pousser la localité et ne pas voir la bosse à la fin de l'histogramme.

3.1.3.3 L'approche par ondelettes

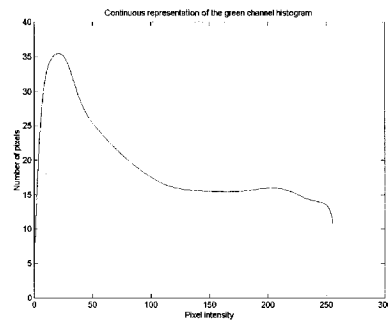
L'approche précédente démontre donc qu'il importe d'utiliser un outil mathématique qui considère le signal dans son ensemble et aussi de façon locale pour le débruitage.



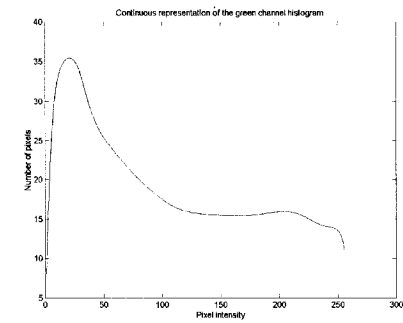
(a)



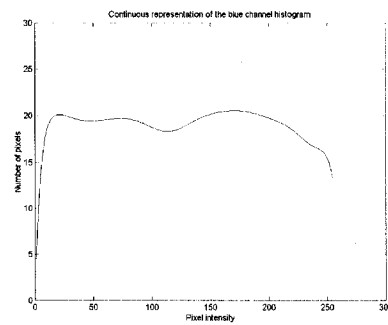
(b)



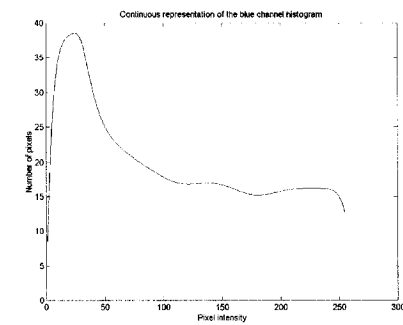
(c)



(d)



(e)



(f)

figure 3.7 Représentation continue des histogrammes RGB après débruitage. a) et b) : canal rouge ; c) et d) : canal vert ; e) et f) : canal bleu. Histogramme de Image1 à gauche et histogramme de Image2 à droite

Pour ce faire, les ondelettes sont utilisées. (Daubechies, 1992) et (Mallat, 1999) sont de bons ouvrages de références sur les ondelettes.

Le débruitage fait à partir d'ondelettes vise à éliminer les coefficients non-significatifs résultant de la transformée en ondelette. Le débruitage est fait en éliminant ou en amoindrissant les coefficients qui sont plus petits qu'un certain seuil. Le résultat est une approximation de l'histogramme où l'information de la bosse spéculaire est conservée.

Le débruitage par ondelette du signal se fait principalement en trois étapes :

1. Transformée en ondelette du signal.
2. Seuillage des coefficients.
3. Transformée en ondelette inverse du signal.

Il y a deux types de seuillages pour les ondelettes : le seuillage fixe et le seuillage variable. Le seuillage fixe consiste à prendre les valeurs sous un certain seuil et à les forcer à 0. Le seuillage variable consiste à pousser les valeurs sous un certain seuil vers 0 au lieu de les fixer à cette valeur. Le but est de produire un signal avec moins de discontinuités.

Seuillage fixe :

$$x = \begin{cases} 0, & \text{pour } x < \text{seuil} \\ x, & \text{pour } x \geq \text{seuil} \end{cases} \quad (3.1.6)$$

Seuillage variable :

$$x = \begin{cases} 0, & \text{pour } |x| \leq \text{seuil}_1 \\ \text{sgn}(x) \frac{\text{seuil}_2(|x| - \text{seuil}_1)}{\text{seuil}_2 - \text{seuil}_1} & \text{pour } \text{seuil}_1 < |x| \leq \text{seuil}_2 \\ x, & \text{pour } |x| > \text{seuil}_2 \end{cases} \quad (3.1.7)$$

Différentes techniques existent pour permettre le choix du seuil. La technique implémentée est celle du VisuShrink de Donoho et Johnstone (Zhang et coll., 2002) qui propose un seuillage universel. Le seuil T_v est optimal dans le sens du minimax.

$$T_v = \sigma \sqrt{2 \log_e M} \quad (3.1.8)$$

Où σ est la variance des coefficients de détails

Où M est le nombre de données

3.1.4 Isolation de la bosse spéculaire

L'isolation de la bosse spéculaire se fait en trois étapes. L'histogramme est dérivé une première fois. Si la valeur de la dérivée est positive, alors elle est forcée à 1. Si elle est négative, alors elle est forcée à 0 (équation 3.1.9).

W : L'histogramme débruité par ondelettes

$$W_2 = \begin{cases} 1, & \text{pour } \frac{dW}{dx} > 0 \\ 0, & \text{pour } \frac{dW}{dx} \leq 0 \end{cases} \quad (3.1.9)$$

L'histogramme est dérivé une seconde fois (équation 3.1.10). Le début de la bosse spéculaire commence au dernier endroit où la seconde dérivée est positive.

$$Seuil = \text{la dernière } \frac{dW_2}{dx} > 0 \quad (3.1.10)$$

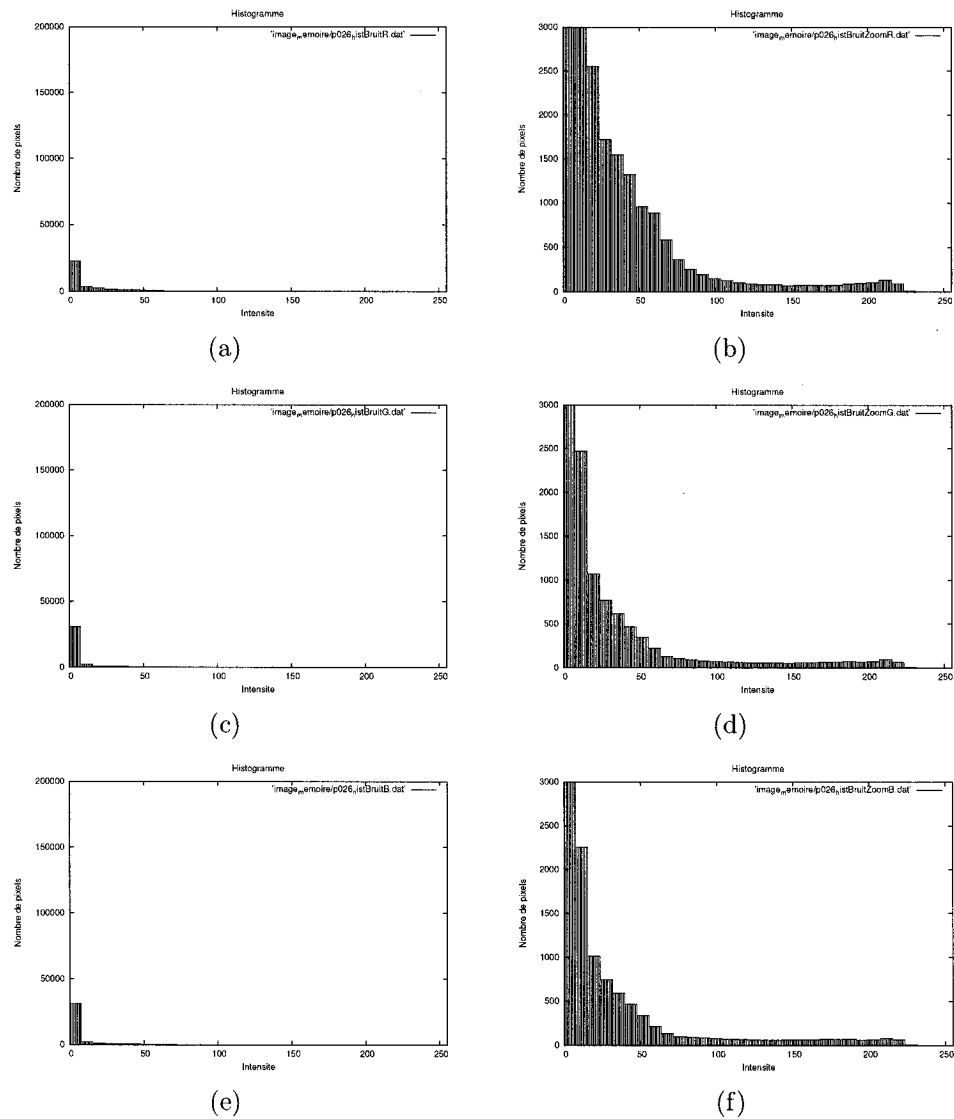


figure 3.8 Histogrammes débruités des canaux RGB pour Image1. a) et b) : canal rouge ; c) et d) : canal vert ; e) et f) : canal bleu. Image normale à gauche et image agrandie à droite

La figure 3.9 le montre graphiquement. L'image du haut représente un signal continu. Celle du milieu montre le signal après l'équation 3.1.9. Celle du bas montre le signal après l'équation 3.1.10.

Pour qu'un pixel fasse partie du pic spéculaire, il doit faire partie de la bosse spéculaire dans les canaux RGB. Ceci mène à l'équation booléenne suivante : (R et G et B).

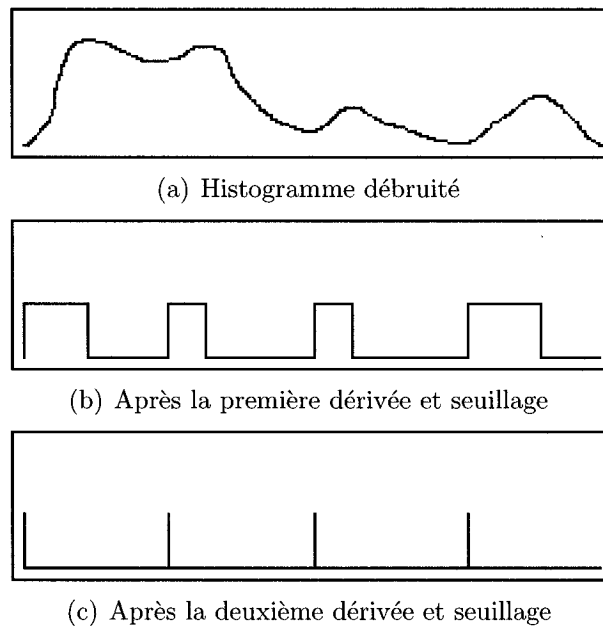


figure 3.9 Exemple graphique de l'isolement de la bosse spéculaire

3.1.5 Isolation du lobe spéculaire

La région trouvée après le seuillage des histogrammes représente le pic spéculaire. C'est la partie la plus brillante. Cependant, une réflexion contient aussi une distribution de lumière autour du pic qui se nomme le lobe spéculaire. Puisque la distribution de lumière varie selon différents facteurs géométriques inconnus, il faut vérifier chaque pixel autour du pic pour voir s'il fait partie de cette région.

La figure 3.10 montre la coupe transversale de la représentation topographique d'une

réflexion spéculaire. En **a**, il y a le plateau qui représente le pic spéculaire. Il est plat à cause de la saturation des pixels. En **b**, le lobe spéculaire a une pente assez accentuée, représentant une grande variation d'intensité. En **c**, la réflexion diffuse est beaucoup moins accentuée qu'en **b** donc sa variation est moindre. Le seuil recherché se situe à l'emplacement de la ligne entre les régions **b** et **c**.

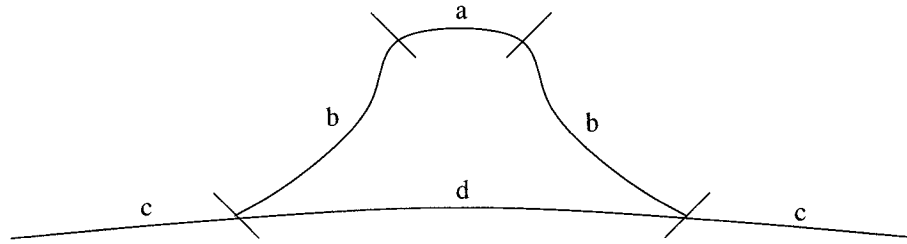


figure 3.10 Coupe transversale de la représentation topographique d'une réflexion spéculaire. **a** représente le pic spéculaire, **b** le lobe spéculaire, **c** la zone de réflexion diffuse et **d** la surface sans réflexion spéculaire

À partir du pic spéculaire, une descente en intensité est faite jusqu'à un certain seuil. Cette étape permet d'isoler tout le lobe spéculaire. Une descente en intensité consiste à regarder si la valeur du pixel à proximité est plus petite que celle du pixel présent d'une certaine quantité.

$$Pixel_{actuel} - Pixel_{suivant} > seuil \quad (3.1.11)$$

La valeur du seuil est ici très importante car elle permet de décider si un pixel fait partie de la réflexion diffuse ou du lobe spéculaire. Afin d'avoir un seuil qui dépend de l'information dans l'image, celui-ci s'adapte à la plage de variation d'intensité dans l'image. Pour ce faire, le seuil représente 1% de la variation d'intensité dans l'image (équation 3.1.12).

$$seuil = \frac{\max(\text{canal}) - \min(\text{canal})}{100} \quad (3.1.12)$$

Dès lors, la variation entre deux pixels voisins doit être supérieure à 1% de la variation d'intensité totale dans l'image. Si c'est le cas, il est considéré comme faisant partie du lobe spéculaire. Sinon, il est considéré comme faisant partie de la réflexion diffuse. Ici encore, le lobe spéculaire est considéré comme l'addition des valeurs RGB presque équivalentes. Le lobe devrait être présent dans les trois canaux. Cependant, cette restriction est trop sévère. De meilleurs résultats sont obtenus si le lobe n'est présent que dans deux canaux : $(R \text{ et } G)$ ou $(R \text{ et } B)$. L'équation booléenne résultante est donc $(R \text{ et } (G \text{ ou } B))$ au lieu de $(R \text{ et } G \text{ et } B)$.

Puisque les réflexions n'ont pas toujours une distribution décroissante, les trous créés par la descente d'intensité doivent être remplis. L'algorithme pour le remplissage des trous est présenté à la figure 3.13. Le résultat est un masque binaire représentant la position des réflexions spéculaires.

3.1.6 L'implémentation

De façon à ce que l'implémentation se fasse facilement, voici le pseudo-code des différents algorithmes utilisés.

- L'algorithme de détection du pic spéculaire est présenté à la figure 3.11.
- L'algorithme de l'isolation du lobe spéculaire est présenté à la figure 3.12.
- L'algorithme de remplissage des trous se base sur la fonction *imfill()* de Matlab. Il est présenté à la figure 3.13.

3.2 Correction des réflexions spéculaires dans les images thoracoscopiques

La section précédente montre comment faire la détection des réflexions spéculaires dans une image thoracoscopique. Cette présente section traite des techniques à utiliser pour les corriger. Cette seconde partie nécessite sept étapes : faire les observations et

Rehausser les réflexions spéculaires en multipliant les canaux RGB par 1 moins le canal de saturation du modèle HSV.

Compiler les histogrammes des canaux RGB.

Débruiter les histogrammes.

Dériver les histogrammes. Si $\frac{\delta \text{Histogramme}}{\delta \text{intensité}} > 0$ alors la dérivée $\frac{\delta \text{Histogramme}}{\delta \text{intensité}} = 1$. Sinon la dérivée $\frac{\delta \text{Histogramme}}{\delta \text{intensité}} = 0$.

Prendre la dernière $\frac{\delta \text{Histogramme}_2}{\delta \text{intensité}} > 0$, qui correspond au début de la bosse spéculaire.

Faire le seuillage de l'image avec les valeurs obtenues pour chaque canal de couleur.

Le résultat est un masque de l'image représentant la position des pics spéculaires.

figure 3.11 Algorithme de détection pour le pic spéculaire

poser les hypothèses sur la correction, élaborer les différents schémas de discrétisation, présenter la méthode de la propagation à partir d'information externes seulement, présenter la méthode de Bertalmio, présenter la méthode des équations de Navier-Stokes, expliquer la technique multi-grilles et implémenter les différents algorithmes.

3.2.1 Observations et hypothèses sur la correction

Plusieurs caractéristiques ressortent en observant l'image telle quelle au lieu d'analyser l'histogramme. Entre autre, la distribution spatiale des réflexions donne des indices sur la position de celles-ci sur les différents objets de la scène.

Observation 3.5. *Sur les objets ronds, les réflexions se trouvent sur la partie centrale de l'objet et non en bordure.*

Cette particularité permet de facilement corriger ces objets en utilisant l'information


```

Prendre le pic spéculaire.
Faire une descente d'intensité dans chaque canal de couleur à
partir du masque jusqu'à un seuil.
Prendre les points communs à au moins deux canaux.
Remplir les trous dans les réflexions spéculaires.
Le résultat est le pic et le lobe spéculaire.

```

figure 3.12 Algorithme de détection pour le lobe spéculaire

```

Prendre le masque binaire ayant la zone d'intérêt à 1
TANT QUE (La bordure n'a pas été entièrement parcourue)
  SI Le pixel est à 0
    TANT QUE (La fin du tableau n'est pas atteinte)
      Mémoriser l'adresse des voisins valant 0 dans le tableau
      Mettre le pixel à 1 dans le masque
      Passer à l'élément suivant dans le tableau
    Passer au pixel suivant
  Mettre tous les pixels du masque à 1.
  Mettre les éléments dont l'adresse est dans le tableau à 0.

```

figure 3.13 Algorithme de remplissage des trous

provenant directement de l'extérieur de la zone de réflexion. Les techniques de «digital inpainting» sont particulièrement bien adaptées à ce genre de travail.

Hypothèse 3.4. *Les corrections peuvent être faites à l'aide de la technique du «inpainting» parce que la majorité des réflexions ont une bordure à partir de laquelle on peut en extrapoler l'intérieur.*

Observation 3.6. *Sur les objets plats, les réflexions se trouvent sur la totalité de l'objet.*

Concernant les objets plats, ce sera plus difficile. Étant donné que la zone à corriger s'étend d'un bout à l'autre de l'objet, on ne peut utiliser l'information provenant de l'extérieur de celle-ci puisqu'elle proviendra d'un autre objet. La technique du «digital inpainting» n'est donc pas directement utilisable. Elle doit être utilisée avec d'autres connaissances comme le type d'objet ou la position des arêtes de l'objet afin d'éviter une mauvaise propagation. Ce type de correction ne sera pas traité dans ce projet car il se produit moins souvent qu'une réflexion sur une surface arrondie et les connaissances à priori concernant l'objet ne sont pas disponibles.

Observation 3.7. *Les instruments chirurgicaux ont parfois une teinte rougeâtre. Cet effet est dû aux réflexions multiples de la lumière sur les tissus présents dans la cage thoracique.*

L'observation de l'image en format HSV (voir annexe I) fournit un autre type d'information. Les réflexions multiples donnent une teinte rouge à l'outil, une teinte semblable aux objets qui l'entourent. Ceci cause des problèmes lors d'une segmentation à partir de la teinte de l'objet. De plus, le problème est encore plus grand lors de la propagation des couleurs avec les composantes de valeur et de saturation puisque la teinte de base est mauvaise.

Observation 3.8. *D'autres tissus dans le corps sont pâles.*

Dans une image thoracoscopique, il n'y a pas que les réflexions spéculaires qui sont blanches mais aussi certains tissus du corps humain. Par exemple, les tissus adipeux sont pâles bien qu'ils aient une teinte jaunâtre. Les os peuvent eux aussi être assez blancs lorsqu'ils ne sont pas recouvert de sang. Un autre élément qui n'est pas partie intégrante du corps humain mais que l'on y retrouve souvent est la compresse utilisée pour absorber le sang. Cette dernière est très blanche et apparaît souvent comme une réflexion dû à sa capacité de réfléchir de façon diffuse presque parfaitement le

contenu spectral de la source émettrice de lumière. Par chance, la bordure de cet élément est blanche donc la correction se fait à partir de l'information provenant des pixels environnants sans perdre trop d'information.

Hypothèse 3.5. *Considérer certains tissus comme des réflexions ne nuit pas trop au résultat global parce que leur bordure est pâle.*

3.2.2 Discrétisation des noyaux de convolution

Les différentes discrétisations proposées par les auteurs considèrent souvent un voisinage 3x3. Ce voisinage est petit lorsqu'on cherche de l'information sur les tendances générales de l'image. De plus, les algorithmes proposés parcourent plusieurs fois l'image afin de trouver les différentes informations nécessaires. Cela ajoute des étapes superflues et prend trop de ressources dans le cadre d'une application temps réel. C'est pourquoi il est important de trouver des noyaux de convolution qui tiennent compte de plus d'information que le voisinage immédiat et qui permettent ainsi de considérer plus d'information à chaque itération.

Les EDP sont les équations les plus utilisées dans la technique du «inpainting». Les différentes techniques de calcul influencent grandement le résultat. Le calcul de différentes dérivées va permettre d'obtenir ces meilleures approximations.

3.2.2.1 Approximation de la 3^{ème} dérivée

La discrétisation de la dérivée du 3e ordre n'est pas une information souvent utilisée. Elle n'est pas trouvée sur internet ou dans des livres d'analyse d'images. Il faut donc la trouver soi-même. De l'information sur le sujet peut être trouvée dans (Fortin, 1995) et (Press et coll., 2002).

La première approche consiste à répéter 3 fois la différence d'ordre 1 centrée pour obtenir la 3^{ème} dérivée. Cette différentiation correspond à $f'(x) = \frac{f(x+h)-f(x-h)}{2}$. Le noyau résultant contient sept éléments tel que présenté ci-dessous.

1	0	-3	0	3	0	-1
---	---	----	---	---	---	----

Il y a trois inconvénients à ce noyau. En plus de demander des multiplications par 3, ce noyau va créer une distorsion sur 3 pixels au niveau de la bordure et ne tient pas compte de tous les pixels dans le voisinage. Il est possible de faire mieux.

L'approximation de l'équation d'une différence du 3^{ème} ordre se trouve dans (Fortin, 1995). Cependant, elle utilise un noyau de quatre pixels non centré au pixel d'intérêt. C'est pourquoi une équation plus performante a été dérivée. Il s'agit d'une différence du 3^{ème} ordre centrée ayant pour support un noyau de 5 pixels. La discrétisation d'un noyau sur 5 pixels pour la dérivée du troisième ordre centrée est donc une contribution au domaine du traitement d'image.

L'idée est d'approximer une fonction à l'aide d'une série de Taylor. Pour avoir une approximation de la troisième dérivée, voici comment il faut procéder :

La série de Taylor d'ordre 3 s'écrit comme suit :

$$\begin{aligned}
 p_3 = & f(x_0) + f[x_0, x_1](x - x_0) + f[x_0, x_1, x_2](x - x_0)(x - x_1) \\
 & + f[x_0, x_1, x_2, x_3](x - x_0)(x - x_1)(x - x_2)
 \end{aligned}
 \tag{3.2.1}$$

On la dérive une première fois :

$$\begin{aligned}
 p_3' &= f[x_0, x_1] + 2f[x_0, x_1, x_2]x + 3f[x_0, x_1, x_2, x_3]x^2 \\
 &\quad - 2f[x_0, x_1, x_2, x_3]x(x_0 + x_1 + x_2) \\
 &\quad + f[x_0, x_1, x_2, x_3](x_0x_1 + x_1x_2 + x_0x_2)
 \end{aligned} \tag{3.2.2}$$

On la dérive une deuxième fois :

$$p_3'' = 2f[x_0, x_1, x_2] + 6f[x_0, x_1, x_2, x_3]x - 2f[x_0, x_1, x_2, x_3](x_0 + x_1 + x_2) \tag{3.2.3}$$

On la dérive une troisième fois :

$$p_3''' = 6f[x_0, x_1, x_2, x_3] \tag{3.2.4}$$

En développant ce résultat, on obtient :

$$\begin{aligned}
 p_3''' &= 6f[x_0, x_1, x_2, x_3] \\
 &= 6 \left\{ \frac{\frac{f(x_3) - f(x_2)}{x_3 - x_2} - \frac{f(x_2) - f(x_1)}{x_2 - x_1}}{x_3 - x_1} - \frac{\frac{f(x_2) - f(x_1)}{x_2 - x_1} - \frac{f(x_1) - f(x_0)}{x_1 - x_0}}{x_2 - x_0} \right\}
 \end{aligned} \tag{3.2.5}$$

On obtient comme résultat la forme générale de la différence du troisième ordre. Les dérivations usuelles utilisent un espacement de 1 entre deux éléments. Dans notre cas, puisque nous voulons une différence centrée, la dérivée doit représenter le patron

suivant :

x_0	x_1		x_2	x_3
-------	-------	--	-------	-------

Soit une différence du 3e ordre centrée. Il faut alors remarquer qu'il n'y a pas la même distance entre les éléments du noyau. Il y a un espace au milieu. Dès lors, les distances vont comme suit :

$x_3 - x_2 = 1$
$x_2 - x_1 = 2$
$x_1 - x_0 = 1$
$x_3 - x_1 = 3$
$x_3 - x_0 = 4$

L'équation finale devient donc :

$$\begin{aligned}
 p_3''' &= 6 \left\{ \frac{2f(x_3) - 2f(x_2) - f(x_2) + f(x_1) - f(x_2) + f(x_1) + 2f(x_1) - 2f(x_0)}{2 \times 3 \times 4} \right\} \\
 &= \frac{f(x_3) - 2f(x_2) + 2f(x_1) - f(x_0)}{2}
 \end{aligned}
 \tag{3.2.6}$$

L'avantage principal de cette formulation est la petite taille du noyau. Puisqu'elle n'utilise qu'un noyau de 5 pixels, il y a moins de distorsion en bordure dû au «border padding» et tous les pixels sont utilisés. En plus, elle n'utilise que des additions, des soustractions et des opérations de décalage, ce qui minimise le temps d'exécution.

3.2.2.2 Approximation de la 2^{ème} dérivée

Pour ce qui est de la dérivée du 2^{ème} ordre, le résultat est bien connu.

La série de Taylor d'ordre 2 :

$$p_2 = f(x_0) + f[x_0, x_1](x - x_0) + f[x_0, x_1, x_2](x - x_0)(x - x_1) \quad (3.2.7)$$

On la dérive une première fois :

$$p_2' = f[x_0, x_1] + 2f[x_0, x_1, x_2]x - f[x_0, x_1, x_2](x_0 + x_1) \quad (3.2.8)$$

On la dérive une deuxième fois :

$$p_2'' = 2f[x_0, x_1, x_2] \quad (3.2.9)$$

En développant ce résultat, on obtient :

$$\begin{aligned} p_2'' &= 2f[x_0, x_1, x_2] \\ &= 2 \left\{ \frac{\frac{f(x_2) - f(x_1)}{x_2 - x_1} - \frac{f(x_1) - f(x_0)}{x_1 - x_0}}{x_2 - x_0} \right\} \\ &= f(x_2) - 2f(x_1) + f(x_0) \end{aligned} \quad (3.2.10)$$

L'équation résultante a donc un support sur trois pixels alors qu'un support sur cinq pixels serait nécessaire avec deux différenciations successives de l'image.

3.2.3 Implémentation de la méthode de la propagation de l'intensité de l'extérieur vers le centre

La propagation de l'extérieur permet la transmission de l'information de l'extérieur de la zone vers l'intérieur en une seule itération. Elle consiste à propager les arêtes sans tenir compte de l'information dans la zone, contrairement aux techniques d'«inpainting» qui elles considèrent l'intensité dans la zone. Dès lors, il n'y a pas d'étapes de diffusion nécessaire. Conceptuellement, la technique est fort simple à réaliser. Elle consiste à pondérer chaque pixel voisin du pixel à corriger pour déterminer l'influence sur ce dernier.

La figure (3.14) représente les différentes sections d'une zone à corriger. Ψ est l'ensemble des pixels sains de l'image qui ne seront pas utilisés pour reconstruire la zone. Ψ' est l'ensemble des pixels sains représentant la bordure qui sera utilisée pour reconstruire la région. Ω est l'ensemble des pixels de la région à corriger. Ω' est l'ensemble des pixels de la région à corriger qui seront corrigés à l'itération actuelle. Un dernier ensemble qui n'est pas représenté sur la figure est l'ensemble C . Il représente le voisinage du pixel à corriger.

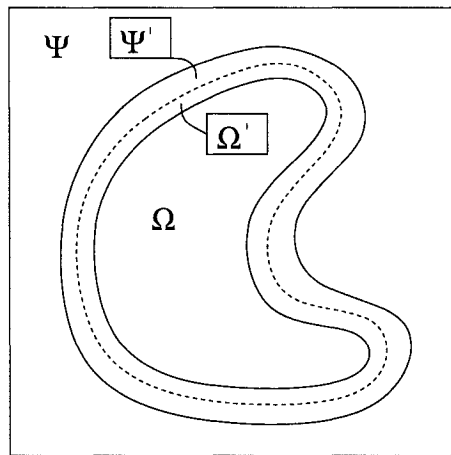


figure 3.14 Représentation d'une zone à corriger

3.2.3.1 Sélection des pixels de bordure

Le choix du groupe de pixels en bordure de la zone à corriger est fort simple. Il consiste à prendre le masque ayant des valeurs de 1 pour les zones d'intérêt et 0 pour le reste. Puis, pour chaque pixel valant 1, on additionne les huit voisins. Si la somme n'est pas de 8, alors c'est un pixel de bordure. Sinon, c'est un pixel trop loin de la zone d'intérêt.

$$M(i, j) \in \Omega' \quad | \quad \sum_{i \neq j}^C M(i, j) \neq 8, \quad (3.2.11)$$

L'orientation du pixel d'intérêt par rapport au pixel voisin se calcule comme suit :

$$\vec{O} = (PositionPixel_x - PositionVoisin_x, PositionPixel_y - PositionVoisin_y) \quad (3.2.12)$$

3.2.3.2 Sélection du bon schéma de différenciation

Le schéma de différenciation dépend de l'orientation de la zone à corriger. Il faut éviter de faire la propagation selon l'orientation de la zone à corriger mais il faut la faire selon l'orientation des arêtes. Pour ce faire, il faut prendre les pixels de Ψ' et de Ω' dans le masque binaire et déterminer l'orientation de la frontière à l'aide d'une différence centrée. Les différentes combinaisons d'orientations possibles sont montrées à la figure (3.15).

Dès lors, les différents schémas de différenciation à utiliser dans les différentes conditions sont :

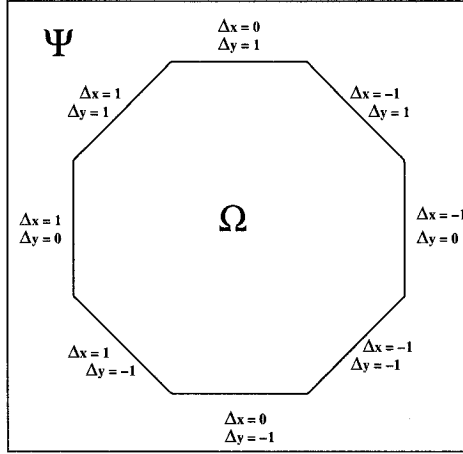


figure 3.15 Représentation des schémas de différenciation

- La différence arrière (équation 3.2.13) : lorsque la dérivée donne 1.
- La différence avant (équation 3.2.14) : lorsque la dérivée donne -1.
- La différence centrée (équation 3.2.15) : lorsque la dérivée donne 0.

$$f'(x) = \frac{f(x) - f(x - h)}{h} \quad (3.2.13)$$

$$f'(x) = \frac{f(x + h) - f(x)}{h} \quad (3.2.14)$$

$$f'(x) = \frac{f(x + h) - f(x - h)}{2h} \quad (3.2.15)$$

3.2.3.3 Calcul de la valeur dans la zone à corriger

Les EDP aux abords de la zone à corriger peuvent maintenant être calculées. À partir de là, il faut trouver l'orientation du minimum de variation, de façon à déterminer l'orientation de la propagation de l'uniformité dans l'image. Cette variation est déterminée en prenant le vecteur perpendiculaire au gradient $\Delta^\perp I(x, y)$.

Puis, en faisant le produit scalaire entre les équations 2.2.6 et 3.2.13 ou 3.2.14 ou 3.2.15 selon le cas, on obtient un indice de la tendance au transport de ce pixel.

$$TT = \Delta^\perp I(x, y) \cdot \vec{O}(x, y), \quad I(x, y) \in C \cap \Psi' \quad (3.2.16)$$

Cet indice ne tient pas compte du transport des autres pixels. C'est pourquoi, il faut le normaliser avec l'importance de transport des autres pixels.

$$TT_{norm} = \frac{\sum_{C \cap \Psi'} TT}{Card(C \cap \Psi')} \quad (3.2.17)$$

Le résultant obtenu est l'indice de transport d'un pixel. Dès lors, la valeur du nouveau pixel est définie comme la valeur des différents pixels multipliée par les différents indices de transport.

$$I^{n+1}(x, y) = TT_{norm} \times I^n(x, y), \quad I^n(x, y) \in C \cap \Psi' \quad (3.2.18)$$

L'avantage de cette technique est la rapidité. Elle permet la propagation de l'information en ne calculant qu'une seule fois la nouvelle valeur et conserve la différence entre deux couleurs en ne les diffusant pas trop. De plus, elle utilise explicitement l'information à l'extérieur de la zone à corriger, ce qui évite l'utilisation d'information dont la qualité n'est pas assurée.

Le principal désavantage de cette technique est qu'elle tend à propager les couleurs en direction de la normale de la zone et non de celle de l'information en bordure. Cet effet crée un patron de lignes orientées vers le centre de Ω et non une continuité des arêtes. Bien que cette technique conserve bien les arêtes, celles-ci sont déformées et

représentent mal la réalité. De plus, étant donné qu'aucune étape de régularisation n'est présente, il n'est pas garanti que deux arêtes vont se rejoindre et former une ligne continue. Dans le même ordre d'idées, la courbure de la ligne n'est pas garantie puisque l'algorithme regarde seulement la direction de l'arête à Ψ' et non son allure générale. Un exemple de résultat est donné à la figure 3.16.

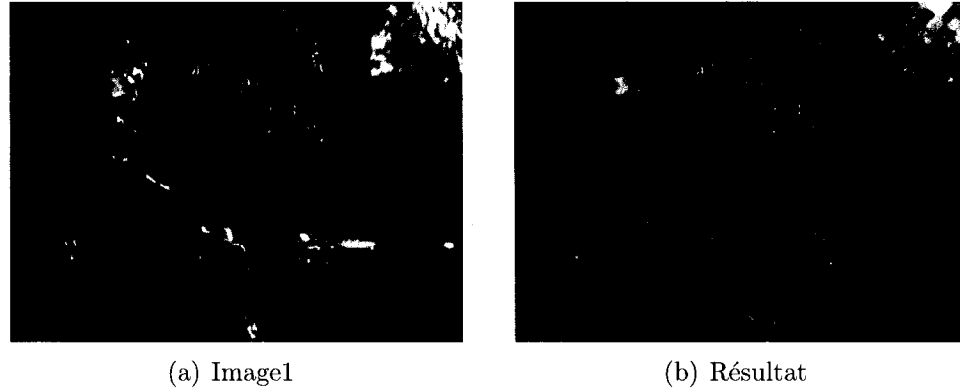


figure 3.16 Résultat de la propagation de l'extérieur vers l'intérieur pour Image1

3.2.4 Implémentation de la méthode de Bertalmio

L'implémentation de la méthode de Bertalmio n'est pas aussi triviale qu'elle en a l'air. L'algorithme qu'il donne dans son article est assez sommaire et de haut niveau. Bien que plusieurs formules mathématiques soient fournies, leur application directe génère un code qui devient rapidement instable. Pour en arriver à des résultats intéressants, il a fallu fixer certaines limites et implémenter certains algorithmes supplémentaires.

3.2.4.1 Limiter la variation maximale

Beaucoup de dérivées entrent dans le calcul de la variation de l'image. Bien que plusieurs façons plus précises de les calculer ont été présentées plus tôt, il n'en reste pas moins qu'il s'agisse d'un calcul sensible au bruit. Puisque la dérivation est un processus

numériquement instable, la multiplication de plusieurs dérivées génère encore plus d'instabilité. C'est pourquoi il est nécessaire de bloquer la valeur maximale de la variation à chaque itération de l'image.

La valeur limite est fixée par un simple seuillage. C'est un ajout à l'algorithme de Bertalmio, qui n'en parle pas dans son article. Le seuil est fixé empiriquement à 10% de la plage d'intensité du canal de couleur.

$$seuil = \frac{Valeur_{max} - Valeur_{min}}{10} \quad (3.2.19)$$

3.2.4.2 Calcul de la dérivée du laplacien

La calcul de la dérivée du laplacien est une étape qui à première vue peut être longue car il faut premièrement calculer le Laplacien et ensuite calculer sa dérivée. Tout ça peut se faire plus rapidement. C'est pourquoi la première étape de la discrétisation est de minimiser le nombre de fois que l'image est parcourue. Pour ce faire il faut mettre le maximum de calculs par itération et consulter un maximum de pixels à la fois. Voici la procédure à suivre :

La dérivée du Laplacien s'écrit sous la forme suivante :

$$\vec{\delta L} = [I_{xxx} + I_{yyx}, I_{xxy} + I_{yyy}] \quad (3.2.20)$$

En prenant seulement la partie en x :

$$L_x = I_{xxx} + I_{yyx} \quad (3.2.21)$$

En ce qui concerne le terme I_{xxx} , l'équation (3.2.6) peut être utilisée directement. Pour le terme I_{yyx} , la technique des séries de Taylor ne permet pas de dériver simultanément sur les deux dimensions. Pour palier à ce problème, il faut utiliser la dérivée centrée en y du 2e ordre qui est calculée en 3.2.10 et qui correspond au noyau suivant lorsqu'elle est utilisée de façon à obtenir la différence centrée :

$$f''(x) = f(x+h) - 2f(x) + f(x-h) \quad (3.2.22)$$

1	-2	1
---	----	---

Le noyau résultant va ensuite être multiplié avec un noyau de différenciation centrée donné par :

-1	0	1
----	---	---

Le résultat est le noyau de convolution représentant l'opération I_{yyx}

1	0	-1
-2	0	2
1	0	-1

En additionnant les équations (3.2.6) et (3.2.10), on obtient :

$$\begin{aligned}
L_x &= \frac{f(x-2, y) - 2f(x-1, y) + 2f(x+1, y) - f(x+2, y)}{2} \\
&\quad + f(x-1, y-1) + 2f(x-1, y) - f(x-1, y+1) \\
&\quad + f(x+1, y-1) - 2f(x+1, y) + f(x+1, y+1) \\
&= \frac{1}{2}f(x-2, y) - \frac{1}{2}f(x+2, y) + f(x-1, y-1) + f(x-1, y) \\
&\quad - f(x-1, y+1) + f(x+1, y-1) - f(x+1, y) + f(x+1, y+1)
\end{aligned} \tag{3.2.23}$$

Avec le noyau résultant :

0	1	0	-1	0
$\frac{1}{2}$	-1	0	1	$-\frac{1}{2}$
0	1	0	-1	0

figure 3.17 Noyau de la dérivée en x du Lapacien (L_x)

En prenant la formule du laplacien et en la dérivant selon l'axe des y :

$$L_y = I_{xxy} + I_{yyy} \tag{3.2.24}$$

En additionnant les équations (3.2.6) et (3.2.10), on obtient :

$$\begin{aligned}
L_y &= \frac{f(x, y-2) - 2f(x, y-1) + 2f(x, y+1) - f(x, y+2)}{2} \\
&\quad + f(x-1, y-1) + 2f(x, y-1) - f(x+1, y-1) \\
&\quad + f(x-1, y+1) - 2f(x, y+1) + f(x+1, y+1) \tag{3.2.25} \\
&= \frac{1}{2}f(x, y-2) - \frac{1}{2}f(x, y+2) + f(x-1, y-1) + f(x, y-1) \\
&\quad - f(x+1, y-1) + f(x-1, y+1) - f(x, y+1) + f(x+1, y+1)
\end{aligned}$$

Avec le noyau résultant :

0	$\frac{1}{2}$	0
1	-1	1
0	0	0
-1	1	-1
0	$-\frac{1}{2}$	0

figure 3.18 Noyau de la dérivée en y du Lapacien (L_y)

3.2.5 Implémentation de la méthode de Navier-Stokes

L'implémentation de la méthode de Navier-Stokes demande un travail différent de celle de Bertalmio, bien que l'ensemble des équations soit semblable. C'est pourquoi, des ouvrages en mécanique des fluides ont été consultés (Gresho et coll., 1998) (Currie, 1974) (Pelletier et coll., 1980) (Matyka et coll., 2003).

Ce problème de «inpainting» se fait dans le domaine de la vorticit   et non de l'image. On corrige donc l'uniformit   de l'image et non directement la valeur des pixels. Certains avantages de la correction de l'uniformit   sont : la pr  sence d'un effet textur   et une meilleure propagation des ar  tes. Diff  rents algorithmes ont   t   pr  sent  s pour r  soudre le probl  me de transport-vorticit  .

La mise-en-oeuvre de la technique se fait en deux   tapes. Prem  rement, l'image est r  gularis  e    l'aide de la technique de SOR (Successive Overrelaxation) avec des donn  es provenant du flux et de la vorticit   dans l'image. Ensuite l'image est corrig  e dans le domaine de la vorticit   en utilisant de l'information sur la variation de la vorticit   ainsi que de la diffusion anisotropique pour repr  senter la viscosit   du fluide.

3.2.5.1 Successive Overrelaxation (SOR)

La m  thode de SOR consiste    ajouter une extrapolation    la m  thode de Gauss-Seidel. Cette extrapolation consiste en une moyenne pond  r  e entre l'it  ration pr  c  dente et la valeur calcul  e aux autres   l  ments. La forme g  n  rale de l'  quation est la suivante :

$$x_i^{(k)} = w\overline{x}_i^{(k)} + (1 - w)x_i^{(k-1)} \quad (3.2.26)$$

où \bar{x} est l'itération de Gauss-Seidel

où w est le facteur d'extrapolation

Pour que la méthode soit stable, il faut choisir une valeur de w située entre 0 et 2.

- Pour $0 < w < 1$, il y a sous-relaxation
- Pour $w = 1$, c'est la méthode the Gauss-Seidel
- Pour $1 < w < 2$, il y a sur-relaxation

Les détails de son implémentation sont présentés à la figure 3.22.

3.2.5.2 Calcul de la viscosité

La viscosité est définie comme la résistance qu'a un matériau à changer sa forme. Cette propriété peut être vue comme une friction interne. Elle est définie dans le dictionnaire comme étant :

«état d'un fluide dont l'écoulement est freiné par le frottement entre les molécules qui le compose.» Le Petit Robert

C'est ce qui permet à un fluide d'avoir de l'inertie. Aussi, plus un fluide est visqueux, plus il aura tendance à rester en place et à ne pas se mélanger avec un autre fluide. Étant donné que deux objets peuvent être associés à des fluides visqueux différents, ceci aura pour effet de conserver les arêtes des objets plus facilement. La viscosité est la clef de l'algorithme selon les équations de Navier-Stokes.

Physiquement, la viscosité est représentée comme l'empêchement d'un liquide à se propager dans un autre liquide. Mathématiquement, elle est représentée comme une diffusion non-homogène du liquide.

Le terme de la viscosité s'écrit dans l'équation (2.2.11) comme étant $\nu\Delta\omega$. Il s'agit donc de la multiplication du terme d'uniformité de l'image avec une viscosité. En remplaçant ce terme par $\nu\nabla \cdot (g(|\Delta\omega|)\Delta\omega)$, il y aura une diffusion non-homogène qui se fera en fonction de la différence de vorticité entre deux régions.

L'implémentation mathématique qui a été faite est celle présentée par Sapiro (Sapiro, 2001). Parmi les fonctions présentées dans cet ouvrage, celle de Lorent est utilisée car elle donne de bons résultats sans être trop complexe à évaluer.

3.2.6 Technique multi-grilles

L'approche multi-grilles permet une représentation différente de l'information. Elle consiste à représenter celle-ci sur différentes échelles de façon à pouvoir la travailler à différents niveaux en fonction de différents critères. Le résultat est un gain de performances assez impressionnant. Cette technique est souvent utilisée pour accélérer la convergence des techniques de relaxation. Elle s'applique donc très bien à la technique SOR.

Le principe est de décomposer une image en séparant les différents contenus fréquents afin de travailler sur la vue d'ensemble avant de s'attaquer aux détails. Ceci est basé sur le fait que les petites variations prennent plus de temps à se propager que les grandes. En réduisant l'échelle, celles-ci peuvent couvrir plus d'espace plus rapidement. Le résultat d'une image à différentes échelles est montré à la figure 3.3.

Il y a différentes fonctions possibles pour faire le traitement à l'aide d'une technique multi-grilles : les fonctions à support fini et les fonctions à support infini.

Une fonction à support fini est caractérisée par le fait qu'un signal peut être représenté parfaitement par un ensemble de ses fonctions. Les avantages sont que ces fonctions

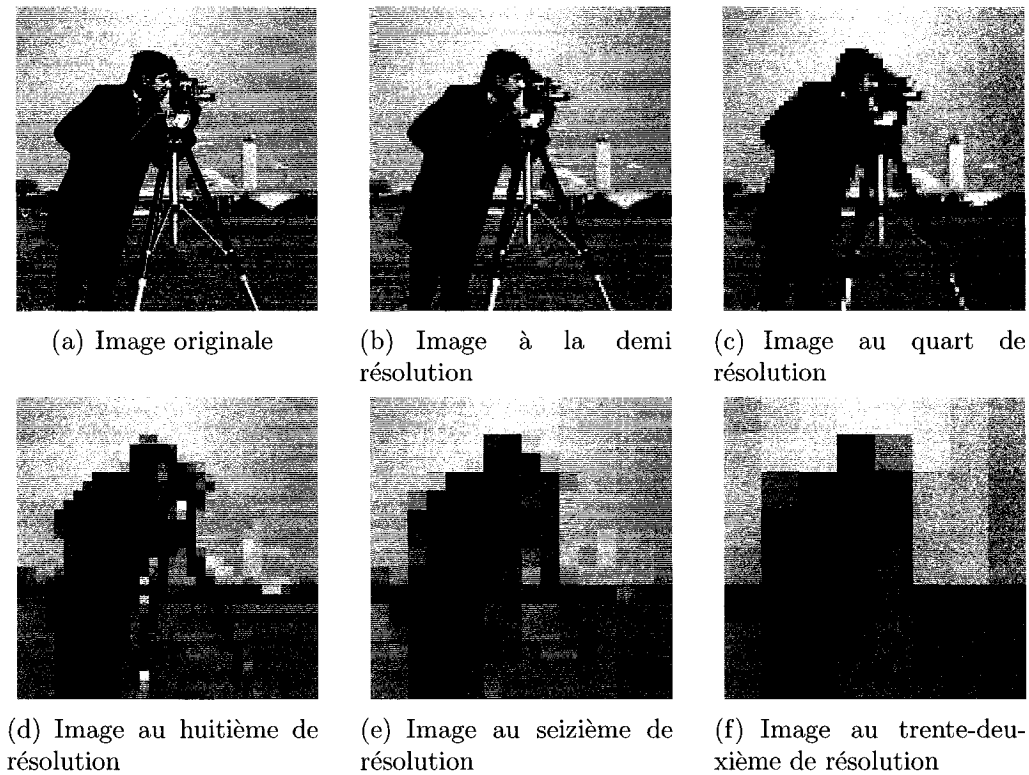


figure 3.19 Image du cameraman à différentes résolutions

permettent une décomposition et une reconstruction parfaite du signal. Cependant, elles sont souvent non-linéaires et peuvent donc être plus difficiles à implémenter. Parmi ces fonctions, il y a les ondelettes de Harr, Daubechie et Morlet.

Une fonction à support infini peut aussi représenter un signal par un ensemble de ses fonctions. Cependant, les discontinuités comme les bords de l'image seront représentées par un ensemble infini de fonctions à haute fréquence ne faisant pas réellement partie du contenu spectral de l'image. Il y aura donc perte d'information lors de la décomposition et de la recombinaison de l'image, résultant en une image différente. Parmi ces fonctions, il y a les gaussiennes et les sinusoides.

Encore une fois, le choix s'est orienté du côté des ondelettes de Haar. Il est principalement motivé par le fait qu'il s'agisse d'une fonction à support fini permettant

une reconstruction parfaite. De plus, deux autres critères motivent notre choix : la simplicité de l'algorithme et la grosseur de l'image résultante.

L'algorithme pour la décomposition en ondelettes de Haar est assez simple. En effet, il suffit d'obtenir une image d'approximation et une image de détails. L'image d'approximation se trouve en faisant :

$$approximation = \frac{\sum_{\Omega} I(x, y)}{Card(\Omega)}, \quad \text{où } \Omega \in I \quad (3.2.27)$$

Et les coefficients de détails sont trouvés à l'aide de la relation suivante :

$$détail_{\Omega} = I(x, y) - approximation, \quad \text{où } I(x, y) \in \Omega \quad (3.2.28)$$

En prenant une région Ω de 2x2 pixels, les calculs se font rapidement car ils ne contiennent que des additions, des soustractions et des opérations de décalage. De plus, l'ondelette produit des régions carrées de couleur uniforme, l'algorithme devient plus rapide à exécuter car la grandeur de l'image a diminuée par un facteur 4.

En travaillant avec les différentes résolutions, il faut faire très attention à la diffusion des couleurs entre les différentes structures. Par exemple, si on descend trop bas en résolution, la section de l'image va être corrigée avec non pas l'information provenant de la bordure de la zone à corriger dans le même objet mais avec la couleur d'objets différents. Par exemple, en cherchant à corriger une partie du manteau à la figure 3.19(f), plusieurs pixels voisins sont plus pâles que le manteau. Dès lors, la couleur de base sera plus pâle. Cependant, si on fait l'essai à l'image de la figure 3.19(c), les pixels à côté sont de la bonne couleur. Des exemples de ce phénomène sont présentés dans le chapitre sur les résultats.

3.2.7 Implémentation

Une description haut niveau des différents algorithmes utilisés est présentée ci-dessous :

- L’algorithme de la méthode de Bertalmio (fig. 3.20).
- L’algorithme de la méthode de Navier-Stokes (fig. 3.21).
- L’algorithme du SOR (fig. 3.22).

Prendre le masque binaire ayant la zone d’intérêt à 1
POUR (N itérations)
 Faire une diffusion non-homogène sur la zone à corriger afin de la régulariser.
 Calcul du gradient.
 Calcul de la normale.
 Calcul du gradient du Laplacien.
 Calcul de β et de la direction de variation selon le bon schéma de différentiation.
 Calcul de la variation dans l’image.
 Limite de la variation totale.
 Mise-à-jour de l’image en multipliant la variation avec un incrément temporel et en l’additionnant à l’image actuelle.

figure 3.20 Algorithme de la méthode de Bertalmio

```

Prendre le masque binaire ayant la zone d'intérêt à 1.
POUR (N itérations)
  TANT QUE (La variation sur l'ensemble des pixels est
    supérieure à 0.001)
    Faire une sur-relaxation successive sur la zone d'intérêt pour
    former l'image.
    Calcul de la vorticité.
    Calcul de la variation de vorticité.
    Calcul du paramètre de viscosité
    Calcul de la variation dans l'image.
    Mise-à-jour de la vorticité en multipliant la variation avec un
    incrément temporel et en l'additionnant à la vorticité actuelle.

```

figure 3.21 Algorithme de la méthode de Navier-Stokes

```

Prendre le masque binaire ayant la zone d'intérêt à 1
POUR (N itérations)
  Prendre la moyenne des pixels voisins au pixel d'intérêt et
  pondérer le résultat avec  $w$ .
  Soustraire la valeur de la vorticité au pixel d'intérêt divisé par
  4 et pondéré par  $w$ .
  Additionner la valeur du pixel courant pondéré par  $1 - w$ .
  Quantifier l'effet de la variation sur l'image.
  Fin précoce lorsque la variation est trop faible.

```

figure 3.22 Algorithme de la sur-relaxation successive

CHAPITRE 4

PRÉSENTATION DES RÉSULTATS

Ce chapitre présente les résultats des différents algorithmes implémentés. Ceux-ci sont présentés en huit sections. La première présente la détection du pic spéculaire suivie par l'isolement du lobe spéculaire ainsi que le remplissage des trous. Ensuite, les résultats de la technique d'Oliveira, de la technique de Bertalmio, de la technique des équations de Navier-Stokes et l'utilisation du multi-grilles montrent les performances des algorithmes sur différentes images. Des résultats supplémentaires pour un ensemble d'images sont disponibles à l'annexe II.

4.1 Cadre de l'expérimentation

Étant donné le format papier, les résultats sont présentés pour des images statiques. Celles-ci proviennent de séquences ayant peu de mouvements pour éviter les artefacts dus à la compression MPEG. Les images utilisées pour obtenir les statistiques sont affichées à l'annexe II. Elles proviennent de quatres opérations.

Les algorithmes de détection et de correction ont été programmés en C++ pour augmenter la rapidité de calcul par rapport à MatLab. Les tests ont été effectués sur un Pentium Xeon à 3 GHz.

4.2 Résultats de la détection

La détection offre de bons résultats. La grande partie des réflexions majeures sont détectées. De plus, l'algorithme est robuste en présence de réflexions spéculaires avec des tissus pâles comme les tissus adipeux et les os.

4.2.1 Détection des pics spéculaires

La figure 4.1 montre quelques résultats de l'algorithme de détection des pics spéculaires. Les zones centrales des réflexions sont très bien détectées et sont situées à presque chaque endroit où il y a une réflexion spéculaire importante.

Pour l'image du bas, les zones ne sont pas toutes détectées. Ceci est inévitable. Il y aura toujours des cas d'oublis. L'objectif est de minimiser ces cas et d'éviter la sur-détection. En ce qui concerne l'image du haut, même si l'ensemble de l'image est plus pâle, presque uniquement les pics spéculaires ont été trouvés. Une petite section correspond à une réflexion diffuse mais sa détection n'est pas critique au résultat final. Dans l'annexe II, certains résultats montrent des détections sur des tissus adipeux et de la compresse. Bien qu'il s'agisse d'un résultat indésirable, les résultats de la correction démontrent que ce n'est pas problématique. Des traitements ultérieurs devraient tout de même être faits pour éviter de sélectionner ces régions. Des techniques d'analyse de textures statistiques n'ont pas démontré de résultats probants. Du côté des techniques fréquentielles, le temps d'exécution est trop long pour fonctionner en temps réel.

Pour la détection des pics spéculaires, le seul choix fait par rapport à la technique proposée dans la méthodologie est d'utiliser trois résolutions pour faire le débruitage du signal.

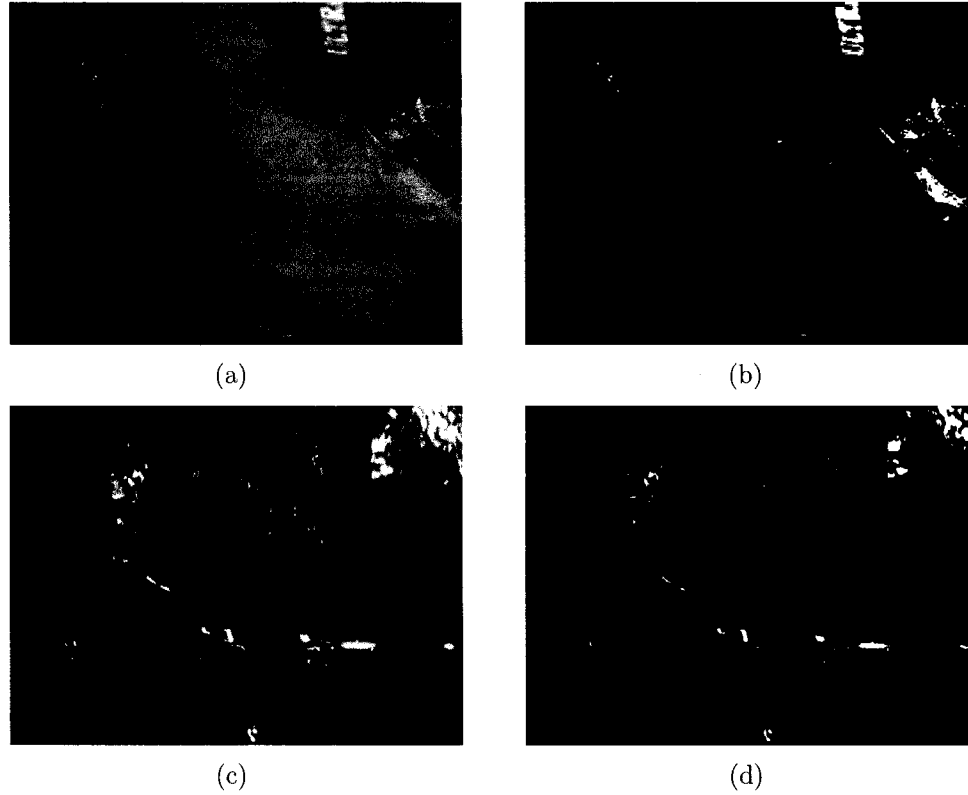


figure 4.1 Résultats de la détection des pics spéculaires pour Image1 (c) et Image2 (a). L'image de départ en a) et c). Le masque de pics spéculaires en b) et d).

4.2.2 Isolation des lobes spéculaires

L'isolation des lobes spéculaires revêt une importance cruciale. Si une trop grande partie de la zone est considérée comme faisant partie de l'image et gruge sur la zone Ψ alors des détails de l'image vont être éliminés. Si la zone Ω n'est pas entièrement trouvée, alors elle sera reconstruite à partir d'informations erronées. Les résultats de l'algorithme sont présentés à la figure 4.2.

La figure 4.3 montre l'importance d'avoir une bonne isolation. Deux autres résultats : celui en a) avec un seuil valant la moitié que celui spécifié dans l'algorithme et celui en b), spécifié au double démontrent qu'il peut y avoir une bonne différence avec les

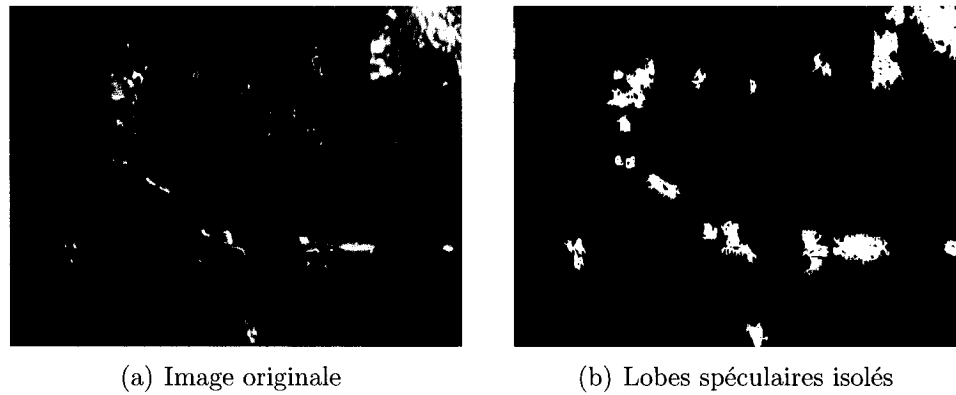


figure 4.2 Résultat de la détection des lobes spéculaires pour Image1

résultats idéaux s'il n'est pas bon.

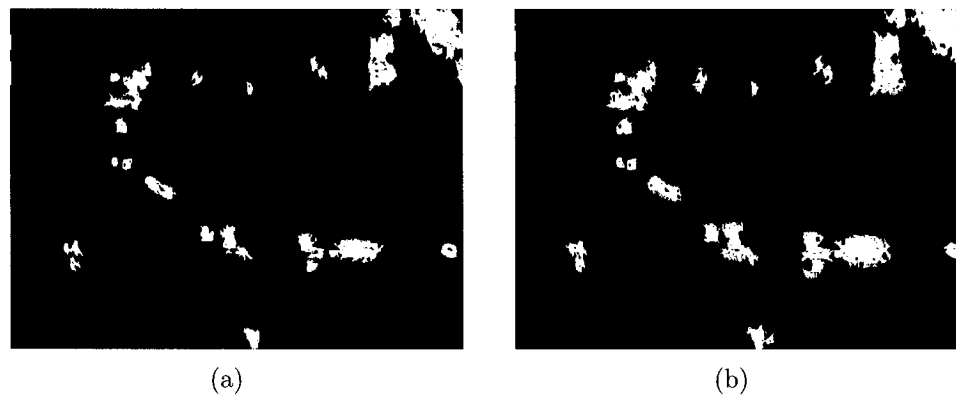


figure 4.3 Résultats de la détection des lobes spéculaires avec un seuil valant la moitié (a) et l'autre le double (b) pour Image1

L'utilisation d'un seuil trop haut aura pour effet de ne pas sélectionner toute la zone à corriger. Il risque donc d'y avoir des couleurs plus pâles lors de la reconstruction. D'un autre côté, un seuil trop bas en sélectionnera trop et il risque d'y avoir de la propagation de couleur entre les structures. De plus, la sélection d'une trop grande zone va accroître inutilement le temps d'exécution.

4.2.3 Remplissage des trous

L'algorithme de remplissage des trous a pour but d'inclure, dans les zones détectées, les différents pixels omis mais qui sont situés à l'intérieur d'une zone détectée. La figure 4.4 montre les résultats de l'algorithme pour différentes images.

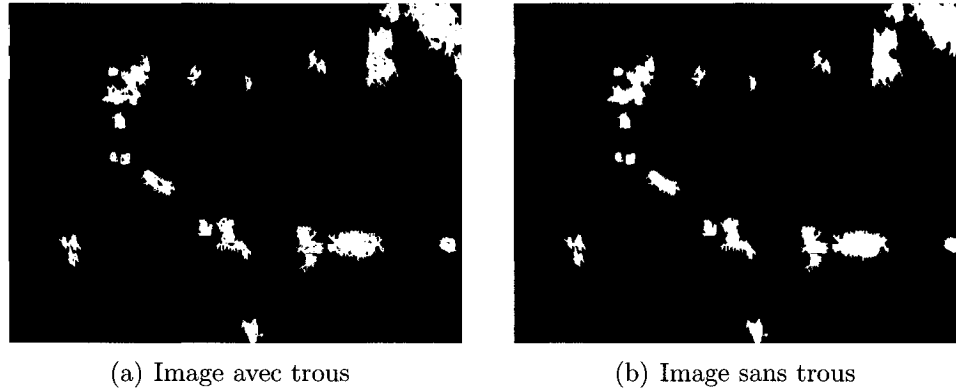


figure 4.4 Résultats du remplissage de trous

En regardant la position des trous dans l'image, on voit qu'une correction des réflexions spéculaires avec la présence de trous aurait pour effet de laisser beaucoup de blanc dans la zone à corriger.

4.2.4 Temps d'exécution pour la détection

Le temps d'exécution varie en fonction de l'image. Cette variation provient de la descente d'intensité qui va être plus longue plus l'aire de Ω est grande.

En ce qui concerne la détection du pic spéculaire, le temps est uniforme car on traite toujours la même quantité de données. Pour le remplissage des trous, le temps est aussi assez uniforme car l'image est presque toujours parcourue en entier.

Le temps pris pour la détection est court comparativement à celui pour la correction. Il serait cependant idéal de le diminuer encore plus en optimisant les opérations plus

tableau 4.1 Temps d'exécution pour la détection

Image	Pics (sec.)	Lobes (sec.)	Remplissage (sec.)
a032.bmp	0.00	0.02	0.00
f006.bmp	0.00	0.01	0.00
f011.bmp	0.01	0.00	0.00
f026.bmp	0.01	0.00	0.00
f028.bmp	0.00	0.01	0.00
f035.bmp	0.01	0.00	0.00
f051.bmp	0.00	0.01	0.00
m005.bmp	0.00	0.01	0.00
m008.bmp	0.00	0.01	0.00
m012.bmp	0.00	0.01	0.00
m018.bmp	0.01	0.00	0.00
m021.bmp	0.01	0.01	0.00
m023.bmp	0.01	0.00	0.00
m035.bmp	0.00	0.01	0.00
p010.bmp	0.00	0.01	0.00
p026.bmp	0.01	0.01	0.00
p041.bmp	0.01	0.00	0.00
p073.bmp	0.01	0.01	0.00

exigeantes en temps de calcul comme la descente d'intensité et le choix du seuil.

Le tableau 4.1 montre les temps d'exécution pour les différentes images. La partie la plus longue est la détection du pic spéculaire dû à la création des histogrammes, à la décomposition du signal en ondelette et au calcul du plan S. La descente d'intensité est elle aussi assez longue et pourrait probablement être plus rapide en choisissant un algorithme plus performant. Cependant, il ne faut pas oublier que l'ensemble des délais sont inférieurs à trente centième de seconde, ce qui est satisfaisant pour une application temps réel.

4.3 Résultats du «inpainting»

L'évaluation de la technique du «inpainting» est très subjective. Seul Oliveira mentionne une technique pour évaluer la qualité d'une correction. Il utilise l'erreur rms qu'il calcule sur les pixels à corriger et non sur toute l'image. Seule l'appréciation visuelle est utilisée pour l'instant dans ce projet.

4.3.1 Technique d'Oliveira

La figure 4.5 montre les résultats de la technique d'Oliveira. Les résultats sont bons pour les régions où il n'y a pas beaucoup de variation mais le sont moins s'il y a présence d'arêtes. Cet algorithme les diffuse beaucoup.

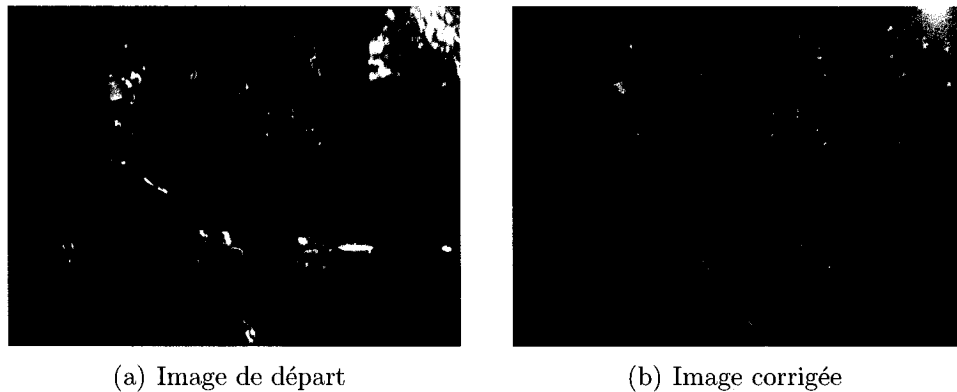


figure 4.5 Résultat de la technique d'Oliveira

La technique pouvant être utilisée pour permettre à la méthode d'Oliveira de ne pas trop diffuser entre les structures est de marquer l'emplacement de l'arête pour éviter la diffusion entre deux structures. Cette approche est problématique lorsque le but est le contraire, soit corriger les réflexions pour avoir les arêtes

Dans la mise-en-oeuvre de la technique d'Oliveira, il y a trois choix à faire. Pour obtenir les résultats présentés, le nombre d'itérations de «inpainting» est de 8, le

noyau utilisé est celui avec les poids équivalents et la correction a été faite sur deux grilles.

4.3.2 Technique de Bertalmio

La figure 4.6 montre les résultats de la correction en utilisant la technique de Bertalmio. Les résultats sont déjà meilleurs dans la région où il y a des arêtes par rapport à la technique d'Oliveira. Cependant, une diffusion non-homogène un peu forte a tendance à empêcher la diffusion des couleurs et des structures et conserver les réflexions. Il est donc assez difficile de bien la proportionner. Bien que Sapiro propose une façon de le faire avec l'algorithme MAD, le temps de calcul de cette donnée est trop longue et ne peut être faite en temps réel.

La technique de Bertalmio a elle aussi tendance à sur-lisser les structures, enlevant ainsi du réalisme à l'image finale. Cependant, la forte diffusion non-homogène fournit de bonnes arêtes.

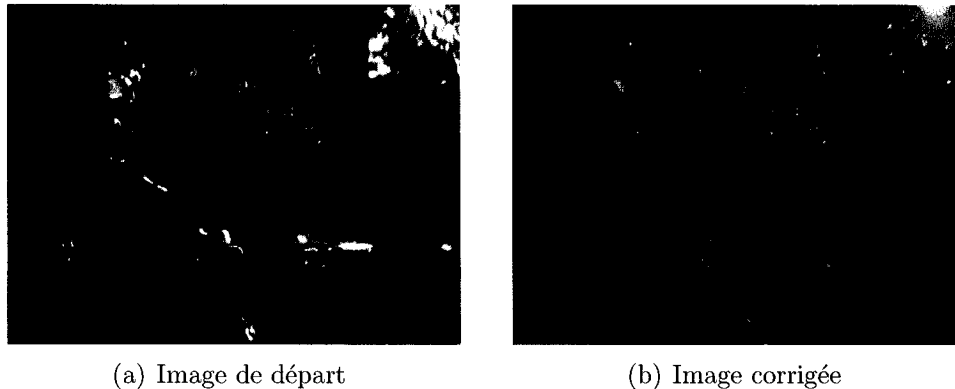


figure 4.6 Résultat de la technique de Bertalmio

Dans la mise-en-oeuvre de la technique de Bertalmio, il y a plusieurs choix à faire. Pour obtenir les résultats présentés, le coefficient Δt a été fixé à 0,003. Le nombre d'itérations de «inpainting» est de 8 et à chaque deux itérations de «inpainting», il y

a deux itérations de diffusion isotropique et une itération de diffusion non-homogène. De plus, la correction a été faite sur deux grilles.

4.3.3 Technique basée sur les équations de Navier-Stokes

La figure 4.7 montre les résultats de la correction en utilisant la technique des équations de Navier-Stokes. Les résultats sont meilleurs dans la région où il y a des arêtes par rapport à la technique d'Oliveira. De plus, elle permet d'obtenir un effet texturé, ce qui donne du réalisme à l'image finale. C'est la technique donnant les meilleures résultats. Elle permet d'obtenir des arêtes qui se propagent bien dans l'image.

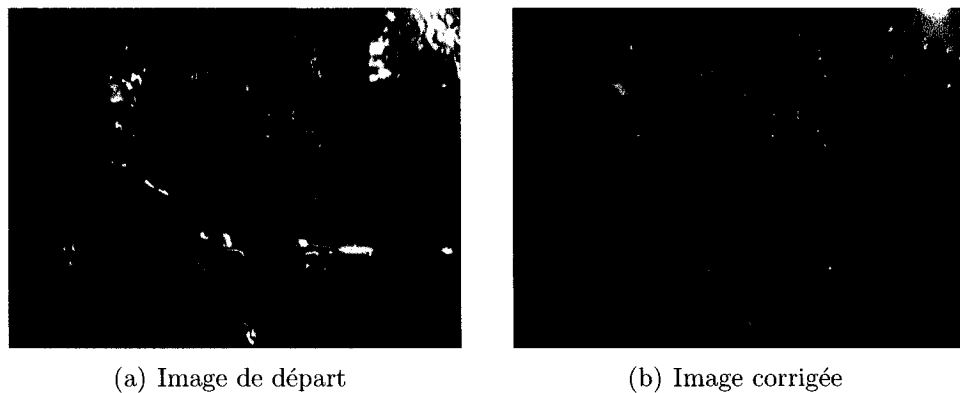


figure 4.7 Résultat de la technique des équations de Navier-Stokes

Dans la mise-en-oeuvre de la technique des équations de Navier-Stokes, il y a plusieurs choix à faire. Pour obtenir les résultats présentés, le coefficient Δt a été fixé à 0,01. Le nombre d'itérations de «inpainting» est de 8 et la correction a été faite sur deux grilles. De plus, le nombre de Reynolds est de 0.0001, ce qui donne un coefficient de viscosité de 10 000.

tableau 4.2 Temps d'exécution pour la correction

Image	Oliveira (sec.)	Bertalmio (sec.)	Navier-Stokes (sec.)
a032.bmp	0.12	0.43	0.32
f006.bmp	0.62	3.00	2.28
f011.bmp	0.11	0.40	0.29
f026.bmp	0.11	0.44	0.32
f028.bmp	0.15	0.66	0.54
f035.bmp	0.10	0.22	0.88
f051.bmp	0.12	0.39	0.30
m005.bmp	0.32	1.54	1.12
m008.bmp	0.14	0.59	0.45
m012.bmp	0.16	0.67	0.49
m018.bmp	0.14	0.50	0.37
m021.bmp	0.23	0.99	0.74
m023.bmp	0.07	0.10	0.09
m035.bmp	0.17	0.67	0.52
p010.bmp	0.21	0.72	0.54
p026.bmp	0.14	0.56	0.43
p041.bmp	0.09	0.20	0.18
p073.bmp	0.16	0.67	0.49

4.3.4 Temps d'exécution pour la correction

Le temps d'exécution varie beaucoup d'une image à l'autre. C'est dû à la taille de la zone à corriger. La technique la plus rapide est celle d'Oliveira. C'est d'ailleurs la seule pouvant être implémentée en temps réel avec la technologie actuelle.

La technique d'Oliveira est au moins deux fois plus rapide que celle des équations de Navier-Stokes et parfois un ordre de grandeur de plus que celle de Bertalmio. Ceci est dû à sa simplicité. De son côté, celle de Bertalmio est la plus longue à cause des nombreux calculs nécessaires et des nombreuses itérations successives de «inpainting», de diffusion isotropique et de diffusion non-homogène qui ne sont pas faites simultanément. La technique des équations de Navier-Stokes est assez rapide pour la qualité des résultats qu'elle donne. Cependant, il faudrait qu'elle le soit encore plus pour être implémentée en temps réel.

4.3.5 Effets de la technique multi-grilles

La technique multi-grilles permet d'accélérer la propagation des couleurs dans la zone à corriger puisqu'on travaille à une résolution plus faible.

La technique a aussi des problèmes. Si la résolution est trop faible, il peut y avoir des problèmes de dispersion entre les structures. Ceci est le cas à la figure 4.8. On voit que la couleur à la résolution la plus faible provient non pas des outils mais des tissus avoisinants. Mettre la résolution à un maximum de deux grilles permet d'éviter ce problème.



(a) Image originale



(b) Image corrigée avec deux grilles



(c) Image corrigée avec quatre grilles

figure 4.8 Correction avec différentes résolutions

CHAPITRE 5

DISCUSSION

Ce chapitre présente une discussion plus approfondie sur la méthodologie employée et sur les résultats obtenus. Les avantages, les inconvénients et les paramètres seront revus pour permettre un choix entre les différentes techniques implémentées. Les points abordés sont la détection et la correction des réflexions spéculaires ainsi que certaines particularités de l'implémentation pour réduire le temps d'exécution.

5.1 La détection

Les résultats de l'algorithme pour la détection des pics spéculaires sont assez bons. Bien que dans une image ayant beaucoup de contraste, l'algorithme ne trouve pas tous les pics spéculaires, il permet de ne pas trop sélectionner de mauvaises zones dans les images plus pâles. De plus, il trouve avec succès les pics situés dans les régions où les réflexions spéculaires sont les plus importantes et les plus intenses. C'est-à-dire celles où il est le plus important de faire la correction.

Le débruitage de l'histogramme se fait en utilisant 2 résolutions. L'ondelette de Harr est utilisée à cause de la forme en escalier qu'elle donne au signal ; réduisant ainsi les chances de voir apparaître des minimums locaux indésirables dans le signal débruité. Les autres techniques de filtrage comme le filtrage fréquentiel n'ont pas donné de résultats probants et ont été mises de côté car elles éliminent la bosse spéculaire. En ce qui concerne le débruitage par approximation à l'aide de courbes de Bézier, celui-ci est plus complexe, demande plus d'étapes et le temps d'exécution est plus long que pour le débruitage fait uniquement avec les ondelettes. De plus, les résultats sont

supérieurs en utilisant uniquement la technique des ondelettes.

Tel que mentionné auparavant, un des avantages de cette méthode est son habileté à négocier avec les couleurs pâles. Alors que d'autres demandent une grande différence d'intensités à cause du groupement 3D, celle-ci ne fait que rechercher une bosse à la fin de l'histogramme même si elle est très petite. Pour les images dont le contenu est plus pâle, il n'y a pas de fausse détection. L'algorithme ne détecte presque pas de zones où il n'y a pas de réflexion. Cependant, celui-ci est beaucoup plus sensible à la présence de la compresse ainsi que des tissus adipeux. La compresse est souvent partiellement détectée. Les tissus adipeux quant à eux le sont moins. Cette détection n'est pas critique puisqu'il reste toujours une bordure pâle qui permet la correction de la bonne couleur.

L'isolation des lobes spéculaires fonctionne bien lui aussi. Le seuil de la descente d'intensité est fixé à 1% de la plage d'intensité du canal. Ceci permet aux résultats d'être indépendants de la façon dont la calibration du blanc est faite sur le système thoracoscopique. De plus, cela permet d'avoir des résultats qui dépendent moins du contenu de l'image. Cependant, bien qu'il s'adapte aux différentes images, le seuil de la descente d'intensité ne donne pas toujours des résultats indentiques mais plutôt des résultats comparables. Il serait intéressant de trouver un autre seuil permettant d'éliminer cette variabilité car elle cause certaines imperfections dans les résultats finaux en omettant la correction de certaines parties de la réflexion spéculaire.

Le remplissage des trous est aussi une étape essentielle. Certaines variations dans la zone du lobe spéculaire ne permettent pas de bien le sélectionner, et des zones internes à Ω sont parfois omises. Le résultat lors de la correction serait la présence de zones pâles étrangères au contenu réel de l'image. Le résultat de cet algorithme est de fournir des zones uniformes cachant bien l'information erronée afin de permettre une bonne correction. L'algorithme de remplissage fonctionne bien et est très rapide.

5.2 La correction

La technique d'Oliveira est très rapide. En fait il s'agit de la seule technique dont le temps d'exécution est proche du temps réel. Cependant, la qualité des résultats est moindre par rapport aux autres techniques car elle lisse les arêtes. La technique fait une correction de qualité seulement lorsque la zone à corriger est d'intensité relativement uniforme. De plus, lorsque la correction doit se faire sur deux structures ou que la zone n'est pas assez uniforme, il y a une sur-diffusion ne correspondant pas au contenu réel de l'image.

La méthode de Bertalmio offre une qualité de résultats supérieure à celle d'Oliveira. Les arêtes sont très présentes. Cependant, le temps d'exécution est plus long, la reléguant au banc des techniques plus lentes. De plus, malgré les différents noyaux développés pour son implémentation comme la dérivée du 3^{ème} ordre centrée ainsi que la dérivée du laplacien, elle reste plus lente et plus instable que les deux autres techniques proposées.

La méthode des équations de Navier-Stokes offre les meilleurs résultats. Les arêtes sont mieux définies et respectent assez bien les contours de l'objet. Cette particularité est très intéressante car cela aide aux étapes ultérieures de traitement d'images en générant des arêtes pour faciliter la segmentation des outils. Cependant, elle est plus lente que la technique d'Oliveira. Il est donc impensable pour l'instant de l'utiliser en temps réel. Il faut soit attendre que les ordinateurs deviennent plus rapides ou trouver une implémentation plus rapide.

L'algorithme multi-grilles quant à lui est la solution qui permet d'avoir des résultats dans un délai acceptable pour le «inpainting». Afin d'éviter le recouvrement entre les différentes structures de l'image, la correction ne se fait que sur 2 niveaux comme le suggère entre autre Bertalmio.

5.3 Implémentation

Une grande partie de l'optimisation et de la discrétisation va dans l'écriture du code source. Le langage C++ est utilisé à la place de Matlab car il est plus rapide et plus flexible. Cependant, Matlab offre beaucoup de fonctions qui facilitent l'implémentation et l'affichage des données. C'est pourquoi Matlab est utilisé pour le prototypage alors que le C++ l'est pour la version finale.

En ce qui concerne la version en C++, les bibliothèques de traitement d'images IPP et IPL de Intel ont d'abord été testées pour voir leur facilité d'utilisation ainsi que leurs performances. Leur usage n'a pas été retenu pour différentes raisons :

- la complexité.
- la facilité de programmer soi-même les fonctions offertes.
- la faible portabilité (architecture Intel).
- la temps d'exécution considérable des fonctions.

De la part d'une bibliothèque dédiée au processeur Intel, les performances pourraient être plus intéressantes. Il n'y a pas moyen de faire plusieurs opérations complexes dans la même boucle. Ceci augmente le nombre de boucles nécessaire dû au manque de flexibilité des fonctions. Finalement, la grande majorité des fonctions traitent l'ensemble de l'image alors que la zone d'intérêt ne représente qu'un faible pourcentage de celle-ci. En ce qui concerne les fonctions permettant l'usage d'un masque, il faut tout de même parcourir le masque pour trouver les zones à corriger.

L'approche utilisée consiste à parcourir le masque une seule fois et à mémoriser les différentes zones d'intérêt dans un vecteur. Dès lors, les pixels d'intérêt sont traités sans parcourir tout le masque. Ceci diminue de beaucoup le temps d'exécution de l'algorithme.

La discrétisation de nouveaux noyaux complexes représentant plus qu'une opération

permet aussi d'avoir de meilleures performances. On évite ainsi de calculer plusieurs fois la même chose et de faire des opérations inutiles sur certains pixels. Cela ajoute aussi de la flexibilité en ce qui concerne la grosseur du voisinage que l'on veut utiliser car un voisinage 3×3 ne permet pas toujours de bien évaluer l'allure générale des variations dans les pixels du voisinage. De plus, cela permet d'obtenir des résultats contenant une erreur inférieure à celle obtenue avec les noyaux standards.

L'ensemble des calculs sont faits avec des nombres décimaux à précision simple pour avoir une meilleure précision qu'avec des entiers. Cela permet aussi de ne pas accroître le nombre de cycles comme ce serait le cas avec des nombres décimaux à précision double.

Finalement, l'ensemble des résultats pour la détection et la correction montrent la capacité de l'algorithme à traiter les images thoracoscopiques. Les particularités de l'implémentation permettent d'avoir une application plus rapide qui s'approche des performances d'une application temps réel.

CONCLUSION

Ce mémoire a présenté une nouvelle technique de détection et de correction des réflexions spéculaires dans les images thoracoscopiques. L'efficacité de la technique fut validée sur des images réelles.

Plusieurs objectifs ont été fixés à la section 1.3. Le premier est de faire la détection des réflexions spéculaires dans les images thoracoscopiques. Le second est de faire la correction des images thoracoscopiques. Le dernier est d'avoir un algorithme fonctionnant en temps réel.

Le premier objectif, la détection des réflexions spéculaires dans les images thoracoscopiques fut rencontré. Des observations ont permis de déterminer que le pic spéculaire est représenté par une bosse à la fin des histogrammes RGB de l'image thoracoscopique. Plusieurs techniques furent implémentées pour débruiter ces histogrammes et c'est celle des ondelettes qui fut retenue. Par la suite, des descentes d'intensités dans les plans RGB ont été utilisées pour isoler le lobe spéculaire. Finalement, dû aux maximums locaux dans la zone de réflexion spéculaire, un algorithme de remplissage de trous s'inspirant sur celui de Matlab fut implémenté.

Le second objectif, la correction des images thoracoscopiques, fut rencontré. Différents algorithmes de «inpainting» furent implémentés de façon à évaluer différentes approches pour la correction. L'algorithme d'Oliveira a donné des résultats rapides et il est facile à implémenter. De plus, sa rapidité lui permet d'être envisageable en temps réel. Cependant, il a tendance à trop diffuser les arêtes des objets. En ce qui concerne celui de Bertalmio, les arêtes sont bien conservées mais la correction se fait plus lentement et ne peut donc pas être implémentée en temps réel. Finalement, la technique basée sur les équations de Navier-Stokes fonctionne bien. Elle représente l'image sous la forme d'un fluide visqueux. C'est en faisant écouler le fluide visqueux

dans la zone à corriger qu'on obtient la meilleure correction des trois techniques. Cependant, elle est aussi trop lente pour être implémentée en temps réel. Les techniques mentionnées n'avaient pas encore été appliquées aux images thoracoscopiques. De plus, de nouvelles façons d'implémenter ces algorithmes ont permis d'obtenir de meilleures performances en ce qui concerne le temps d'exécution. Celui-ci a encore été réduit par l'utilisation de grilles à différentes résolutions, permettant la propagation plus rapide des couleurs de l'image qui varient plus lentement.

Le troisième objectif, l'obtention d'une implémentation fonctionnant en temps réel, est partiellement rencontré. La détection se fait en temps réel étant donné que le nombre de données à analyser a été minimisé. Pour la correction, seule la technique d'Oliveira est envisageable en temps réel pour l'instant et ce malgré l'utilisation du multi-grilles.

Dès lors, le présent travail a rencontré ses objectifs qui sont la détection et la correction des réflexions spéculaires dans des séquences d'images thoracoscopiques. Une nouvelle technique de détection fut développée et de nouvelles avenues pour les techniques de «inpainting» comme le noyau de la troisième dérivée centrée furent explorées.

La première amélioration envisageable touche la procédure de détection. Pour trouver toutes les zones d'intérêt, un algorithme pourrait trouver toutes les zones possibles et ensuite éliminer les zones ne contenant pas de réflexions spéculaires en fonction d'autres critères ; par exemple, la texture. Cette technique permettrait à tout le moins d'être sûr que toutes les réflexions ont été détectées dès le départ. Cependant, le traitement en fonction des autres critères pourrait être trop long pour une application temps réel.

La seconde amélioration vient au niveau du seuil pour la descente d'intensité. Des techniques plus poussées faisant appel au «region growing» permettraient peut-être

de trouver un meilleur seuil dynamique. Considérer la présence de minimums et de maximums locaux dans le lobe spéculaire permettrait aussi de mieux l'isoler.

Une autre amélioration de l'algorithme est la segmentation des régions par couleurs pour ensuite travailler sur chaque région indépendamment. Ceci créerait des régions pâles et foncées permettant de trouver les réflexions en fonction de la couleur de fond.

Les algorithmes de «inpainting» utilisés génèrent des régions assez uniformes. Plusieurs algorithmes existent pour avoir un «inpainting» texturé, permettant ainsi un meilleur effet visuel. Dû au temps d'exécution, elles n'ont pas été implémentées mais leur implémentation serait désirable advenant des ordinateurs plus rapides.

La rapidité reste encore et toujours un problème de taille. Pour faire du temps réel il faut des algorithmes rapides. Il y a différentes solutions envisageables. L'utilisation d'algorithmes plus performants, l'accroissement de la vitesse des ordinateurs, l'utilisation d'une grappe d'ordinateurs en réseau pour répartir le travail ou l'utilisation de systèmes dédiés pour faire le traitement au niveau matériel tel qu'un FPGA (Field-Programmable Gate Array), un ASIC (Application-Specific Integrated Circuit) ou une carte graphique.

En ce qui concerne le travail futur, l'algorithme devrait être testé avec les parties subséquentes de façon à permettre de voir sa performance dans l'ensemble du projet. Les effets réels des changements proposés sur les phases futures pourront être constatés. De plus, une implémentation temps réel sur ordinateur portable permettrait des essais en salle d'opération.

Un problème qui n'a pas été abordé dans ce travail est le traitement des objets plats. C'est-à-dire ceux qui sont complètement recouverts d'une réflexion spéculaire. La résolution de ce problème demande l'utilisation d'informations supplémentaires comme la forme de la réflexion ainsi que la vitesse à laquelle le lobe spéculaire décroît.

Cette approche éviterait que l'algorithme n'efface partiellement les objets.

La présence de différentes structures permettrait aussi de faire une meilleure correction. Il serait donc intéressant de développer un algorithme modifié, utilisant l'information structurelle de l'image à un niveau plus global.

La luminosité est loin d'être constante dans l'image. Plusieurs tests furent effectués à l'aide des algorithmes de filtres homomorphiques et rétinex. Les résultats étaient loin d'être concluants. Des algorithmes doivent être implémentés de façon à régler ces problèmes de luminosité.

Finalement, l'ensemble de ces améliorations et travaux futurs permettraient d'avoir une meilleure image pour la visualisation directe et les traitements subséquents. Cependant leur mise-en-oeuvre n'est pas triviale et représente un travail intéressant pour d'autres étudiants désirant oeuvrer dans le domaine de l'imagerie médicale.

RÉFÉRENCES

- BALLESTER, C., CASELLES, V., VERDERA, J., BERTALMIO, M., SAPIRO, G. 2001. "A Variational Model for Filling-in Gray Level and Color Images". *Proceedings. Eighth IEEE International Conference on Computer Vision*. 1. 10–16.
- BARCELOS, Zorzo, CÉLIA, A., BATISTA, Marcos Aurélio. 2003. "Image Inpainting and Denoising by Nonlinear Partial Differential Equations". *16th Brazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing*. 1. 287–293.
- BEN-SHAHAR, O., ZUCKER, S.W. 2003. "Simultaneous structure and texture image inpainting". *IEEE Transactions on Image Processing*. 12. 713–720.
- BERTALMIO, Marcelo, SAPIRO, Guillermo, CASELLES, Vicent, BALLESTER, Coloma. 2000. "Image Inpainting". *Siggraph 2000, Computer Graphics Proceedings*. 417–424.
- BERTALMIO, M., VESE, L., SAPIRO, G., OSHER, S. 2002. "Simultaneous structure and texture image inpainting". *IEEE Transactions on Image Processing*. 12 :8. 882–889.
- BERALMIO, M., BERTOZZI, A., SAPIRO, G. 2001 "Navier-Stokes, fluid dynamics, and image and video inpainting". *Computer Vision and Pattern Recognition*. 1. 355–362.
- BHATTACHARYYA, Jisnu. 2004, "Detecting and Removing Specularities and Shadows in Images". Mémoire, McGill University.
- BLACK, M., Sapiro, G., Marimont, D., Heeger, D. 1998. "Robust anisotropic diffusion". *IEEE Trans. Image Processing*. 7. 421–432.
- BOISVERT, J., CHERIET, F., GRIMARD, G. 2003. "Segmentation of Laparoscopic Images for Computer Assisted Surgery". *Image Analysis, 13th Scandinavian Conference*. 2749. 587–594.

- CHAN, T.F., KANG, S.H., SHEN, J. 2001. "Euler's elastica and curvature based inpaintings". UCLA CAM.
- CHAN, T., SHEN, J. 2001. "Non-texture inpaintings by curvature-driven diffusions". *J. Visual Comm. Image Rep.* 12 :4. 436–449.
- CHAN, T., KANG, S., SHEN, J. 2002. "Euler's elastica and curvature based inpaintings". *SJ. Appl. Math.* in press.
- CHUN-KIAT, Ong, MATSUYAMA, T. 1998. "Robust color segmentation using the dichromatic reflection model". *Fourteenth International Conference on Pattern Recognition*. 1. 780–784.
- CURRIE, I. 1974. "*The Fundamental Mechanics of Fluids*". McGraw-Hill. New York.
- DAUBECHIES, I. 1992. "*Ten Lectures on Wavelets*". CBMS-NSF Reg. Conf. Series in Applied Math. SIAM.
- DOIGNON, C., NAGEOTTE, F., DE MATHELIN, M. 2004. "Detection of grey regions in color images : application to the segmentation of a surgical instrument in robotized laparoscopy". *Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*. 4. 3394–3399.
- ESEDOGLU, S., SHEN, J. 2002. "Digital inpainting based on the MumfordShah-Euler image model". UCLA CAM.
- FORTIN, A. 1995. "*Analyse numérique pour ingénieur*". Éditions de l'École Polytechnique de Montréal.
- FORSTER, C. H. Q., TOZZI, C. L. 2000. "Towards 3D Reconstruction of Endoscope Images using Shape from Shading". *Proceedings of the 13th Brazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing*. 1. 90–96.
- GRESHO, P.M., SANI, R.L. 1998. "*Incompressible Flow and the Finite Element Method*". Wiley. New York. 2.
- JOHNSON M.D., J.P., FILLER M.D., A.G., MCBride M.D., D.Q. 2000. "Endoscopic thoracic discectomy". *Neurosurg. Focus*. 9 :4. Article 11.

- KLINKER, G. J., SHAFER, S. A., KANADE, T. 1988. "The measurement of high-light in color images". *International Journal of Computer Vision*. 2. 7–32.
- LEE, K.M., KUO, C.C. 1993. "Shape from Shading with a Linear Triangular Element Surface Model". *PAMI*. 15 :8. 815–822.
- LIN, S. 1999. "Generation of diffuse and specular appearance from photometric images". *Workshop on Photometric Modeling for Computer Vision and Graphic*. 1. 39 – 46.
- LIN, S., SHUM, Heung-Yeung. 2001. "Separation of Diffuse and Specular Reflection in Color Images". *Computer Vision and Pattern Recognition*. 1. 341–346.
- MA, Kai-Kuang, WANG, Junxian. 2002. "Color distance histogram : a novel descriptor for color image segmentation". *Control, Automation, Robotics and Vision*. 3. 1228–1232.
- MALLAT, S. 1999. "A Wavelet Tour of Signal Processing". San Diego, CA, USA : Academic Press.
- MASNOU, S., MOREL, J. 1998. "Level Lines based Disocclusion". *Proceedings. International Conference on Image Processing*. 3. 259–263.
- MASNOU, S. 2002. "Disocclusion : a variational approach using level lines". *IEEE Transactions on Image Processing*. 2. 68–76.
- MATYKA, Maciej. 2003. *Solution to Two-Dimensional Incompressible Navier-Stokes Equations with Simple, Simpler and Vorticity-Stream Function Approacher. Driven-Lid Cavity Problem : Solution and Visualization*. Poland :University of Wroclaw.
- MUKAWA, N. 1990. "Estimation of Shape, Reflection Coefficients and Illuminant Direction from Image Sequences". *Third International Conference on Computer Vision*. 1. 507–512.
- NAYAR, S.K., IKEUCHI, K., KANADE, T. 1990. "Determining Shape and Reflectance of Hybrid Surfaces by Photometric Sampling". *IEEE Transactions on Robotics and Automation*. 6 :4. 418–431.

- NEWTON, P.O. MD and WENGER, D.R. MD and MUBARAK, S.J. MD and MEYER, R.S. MD. 1997. "Anterior Release and Fusion in Pediatric Spinal Deformity : A Comparison of Early Outcome and Cost of Thoracoscopic and Open Thoracotomy Approaches". *Spine*. 22 :12. 1398–1406.
- NORTHROP, Robert B. 2002. *"Noninvasive instrumentation and measurement in medical diagnosis"*. CRC Press. Boca Raton.
- OKATANI, T., DEGUCHI, K. 1996. "Reconstructing Shape from Shading with a Point Light Source at the Projection Center : Shape Reconstruction from an Endoscope Image". *Proceedings of the 13th International Conference on Pattern Recognition*. 1. 830 – 834.
- OLIVEIRA, M., BOWEN, B., MCKENNA, R., CHANG, Y. 2001. "Fast Digital Image Inpainting". *Proceedings of the International Conference on Visualization, Imaging and Image Processing*. 2. 261–266.
- PATWARDHAN, K.A., SAPIRO, G. 2003. "Projection based image and video inpainting using wavelets". *Proceedings. 2003 International Conference on Image Processing*. 1. 857-860.
- PELLETIER, D., CAMARERO, R. 1980. *Application de la méthode multigrid à la solution des équations de Navier-Stokes*. Montréal :École Polytechnique de Montréal.
- PÉREZ, P., CRIMISNISI, A., TOYAMA, K. 2003. "Object Removal by Exemplar-Based Inpainting". *Proceedings. 2003 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2. 721 – 728.
- PRESS, William H., TEUKOLSKY, Saul A., VETTERLING, William T., FLANNERY, Brian P. 2002, *"Numerical recipes in C++ : the art of scientific computing"*. Cambridge University Press. Cambridge.
- SAITO, H., OMATA, K., OZAWA, S. 2003. "Recovery of shape and surface reflectance of specular objects from relative rotation of light source". *IVC*. 21 :9. 777-787.

- SARTORI, F., HANCOCK, E.R. 2003. "Combining curvature evidence to shape-from-shading". *Proceedings. 2003 International Conference on Image Processing*. 3. 709–712.
- SAPIRO, G. 2001. "Geometric Partial Differential Equations and Image Analysis". Cambridge University Press. Cambridge. 440p.
- SATO, Yoichi, IKEUCHI, Katsushi. 1996. "Recovering shape and reflectance properties from a sequence of range and color images". *IEEE/SICE/RSJ International Conference on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems*. 1. 493–500.
- SHAFFER, S. A. 1985. "Using color to separate reflection components". *COLOR Research and Application*. 10 :4. 210–218.
- SHEN, J. 2002. "The Mumford-Shah digital filter pair (MS-DFP) and applications". *ICIP02*. 2. 849–852.
- SHEN, J. 2003. "A note on wavelets and diffusion". *Journal of Computational Analysis and Application*. 5. 147–159.
- SHU, Yue Yun. 2005, "Segmentation d'objets dans des séquences vidéo par une combinaison d'information spatio-temporelles". Mémoire, École Polytechnique de Montréal.
- SCHULTZ, H. 1994. "Retrieving Shape Information from Multiple Images of a Specular Surface". *PAMI*. 16 :2. 195–201.
- TAN, Robby T., Ikeuchi, Katsush. 2005. "Separating Reflection Components of Textured Surfaces Using a Single Image". *Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 27 :2. 178–193.
- TELEA, A. 2004. "An Image Inpainting Technique based on the Fast Marching Method". *Journal of Graphics Tools*. 9 :1. 25–36.

- THONGTRANGAN M.D., Issada, LE M.D., Hoang, PARK M.D., Jon , KIM M.D., Daniel H. 2004. "Minimally invasive spinal surgery : a historical perspective". *Neurosurg. Focus*. 16 :1. Article 13.
- TRA, E. 1994. "Protocole d'évaluation des caméras "CCD" de vidéo-endoscopie". Mémoire, École Polytechnique de Montréal.
- TSANG, W.H., TSANG, P.W.M. 1996. "Edge gradient method on object color". *Digital Signal Processing Applications*. 1. 304–310.
- TSCHUMPERLE, David, DERICHE, Rachid. 2005. "Vector-Valued Image Regularization with PDEs : A Common Framework for Different Applications". *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 27 :4. 506–517
- VOGT, F., PAULUS, D., HEIGL, B. 2002. "Making the Invisible Visible : Highlight Substitution by Color Light Fields". *Proc. First European Conf. on Colour in Graphics, Imaging, and Vision*. Poitiers, France. 1. 352–357.
- WOLFF, L. B. 1994. "On the relative brightness of specular and diffuse reflection". *Computer Vision and Pattern Recognition*. 1. 369–376.
- ZHANG, Wei, LI, Ying. 2002. "Image De-noising by Integer Wavelet Transform and Hybrid Threshold Selection based on Semi-Soft Shrinkage" *Proceedings of the Third International Symposium on Communication Systems Networks and Digital signal Processing*.
- ZHENG, J.Y., MURATA, A. 2000. "Acquiring a Complete 3D Model from Specular Motion under the Illumination of Circular-Shaped Light Sources". *PAMI*. 22 :8. 913–920.

ANNEXE I

SYSTÈMES DE COULEUR

I.1 Système de couleur RGB

Le système de couleur RGB permet de représenter les couleurs sous la forme des composantes rouge, vert et bleu. Il s'agit du système usuel utilisé pour les télévisions et les ordinateurs. Sa représentation typique est sous la forme du cube RGB (figure I.1).

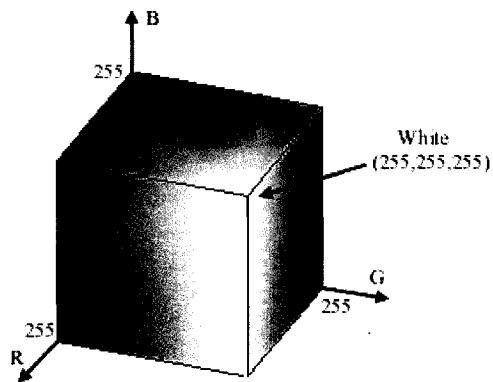


figure I.1 Le cube RGB

I.2 Système de couleur HSV

Le système de couleur HSV permet de représenter les couleurs sous la forme des composantes de teinte, de saturation et de valeur. Sa représentation typique est sous la forme du cône HSV (figure I.2).

La teinte représente la couleur comme le vert, le rouge, le jaune, le bleu, etc. La plage

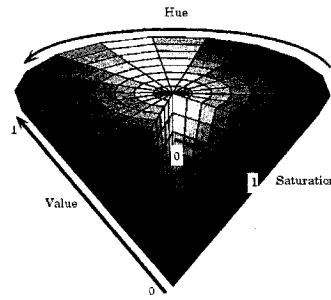


figure I.2 Le cône HSV

de valeurs est de 0 à 359, telle que définie sur un cercle. La teinte peut être vue comme la couleur de base.

La saturation représente la pureté de la couleur. Plus la saturation est élevée, plus la couleur est éclatante. Une saturation faible indique une couleur blanchie. La plage de valeurs est de 0 à 1. La saturation peut être vue comme la quantité de blanc ajoutée à la couleur de base.

La valeur représente l'intensité de la couleur. Plus la valeur est faible, plus la couleur sera foncée. La plage de valeur est de 0 à 255. La valeur peut être vue comme la quantité de noir ajoutée à la couleur de base.

I.3 Conversion entre les systèmes de couleurs RGB et HSV

La conversion du système RGB au système HSV se fait comme suit.

$$H = \begin{cases} (0 + \frac{G-B}{MAX-MIN}) \times 60, & si \quad R = MAX \\ (2 + \frac{B-R}{MAX-MIN}) \times 60, & si \quad G = MAX \\ (4 + \frac{R-G}{MAX-MIN}) \times 60, & si \quad B = MAX \end{cases}$$

$$S = \frac{MAX - MIN}{MAX}$$

$$V = MAX$$

Il faut remarquer que si $MAX = 0$ alors la couleur est simplement noire.

Si $MAX = MIN$, il faut faire attention au choix de la couleur dominante. Dans le cas thoracoscopique, étant donné que le rouge est prédominant, il faut s'assurer que la valeur prise pour MAX sera celle de la composante rouge.

La conversion du système HSV au système RGB s'effectue comme suit :

$$H_i = \text{entier le plus proche de } \left(\frac{H}{60}\right)$$

$$f = \frac{H}{60} - H_i$$

$$p = V(1 - S)$$

$$q = V(1 - fS)$$

$$t = V(1 - (1 - f)S)$$

$$\text{si } H_i = 0, \quad R = q, \quad G = t, \quad B = p$$

$$\text{si } H_i = 1, \quad R = q, \quad G = v, \quad B = p$$

$$\text{si } H_i = 2, \quad R = p, \quad G = v, \quad B = t$$

$$\text{si } H_i = 3, \quad R = p, \quad G = q, \quad B = v$$

$$\text{si } H_i = 4, \quad R = t, \quad G = p, \quad B = v$$

$$\text{si } H_i = 5, \quad R = v, \quad G = p, \quad B = q$$

ANNEXE II

IMAGES UTILISÉES

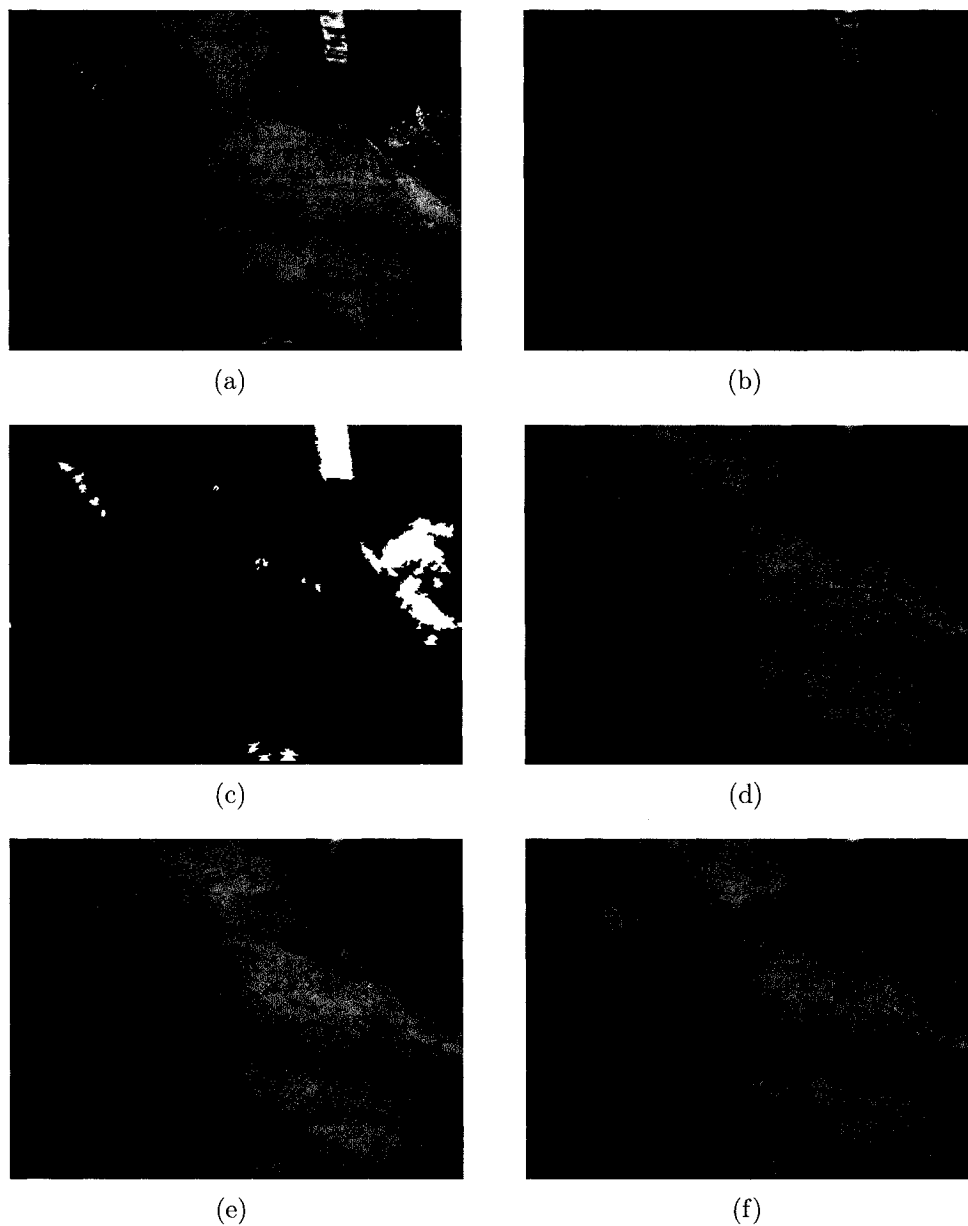


figure II.1 Résultats pour l'image a032.bmp Image d'origine (a), rehaussement des réflexions spéculaires (b), masque de détection (c), correction par la méthode d'Oliveira (d), correction par la méthode de Bertalmio (e) et correction par la méthode des équations de Navier-Stokes (f).

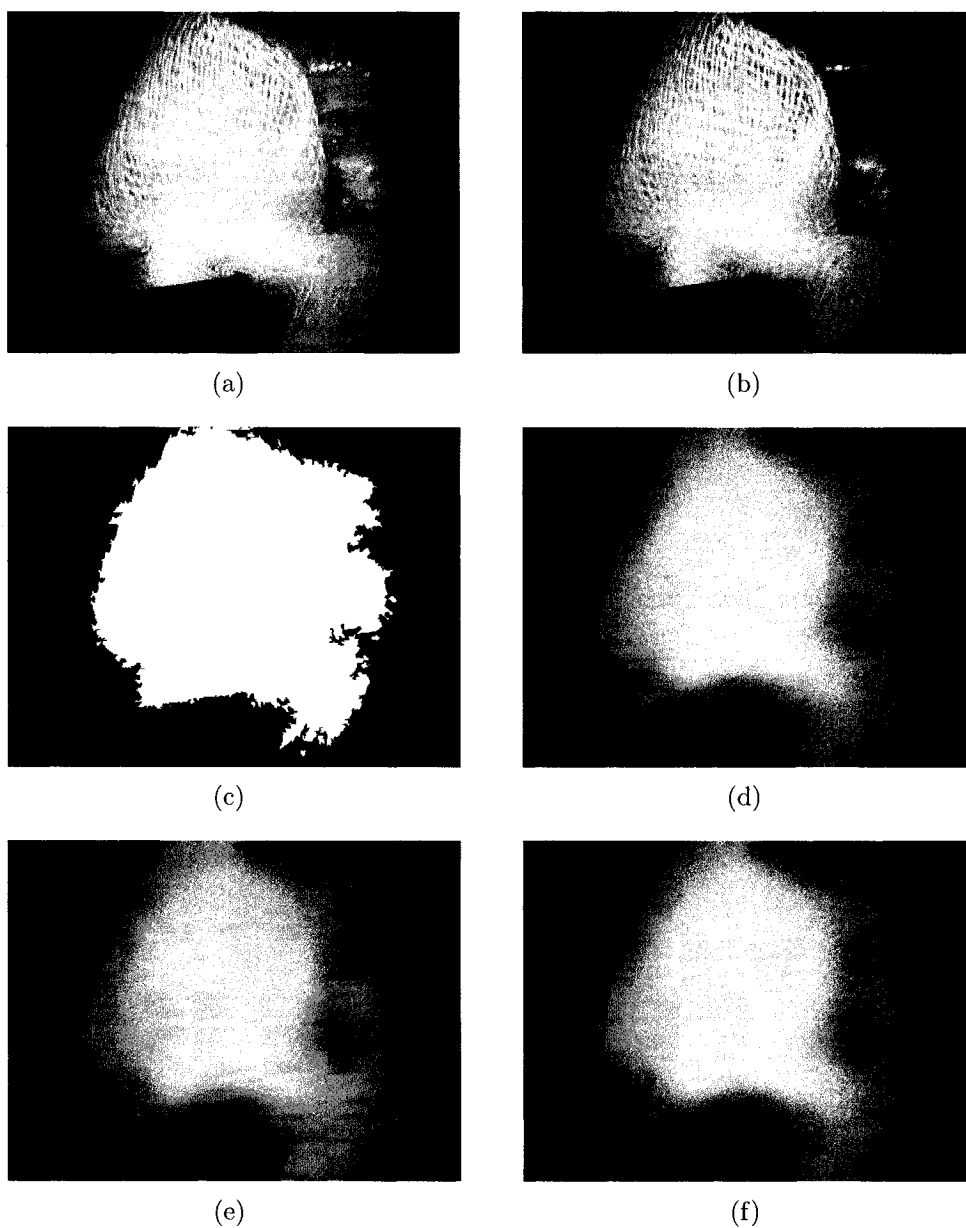


figure II.2 Résultats pour l'image f006.bmp Image d'origine (a), rehaussement des réflexions spéculaires (b), masque de détection (c), correction par la méthode d'Oliveira (d), correction par la méthode de Bertalmio (e) et correction par la méthode des équations de Navier-Stokes (f).

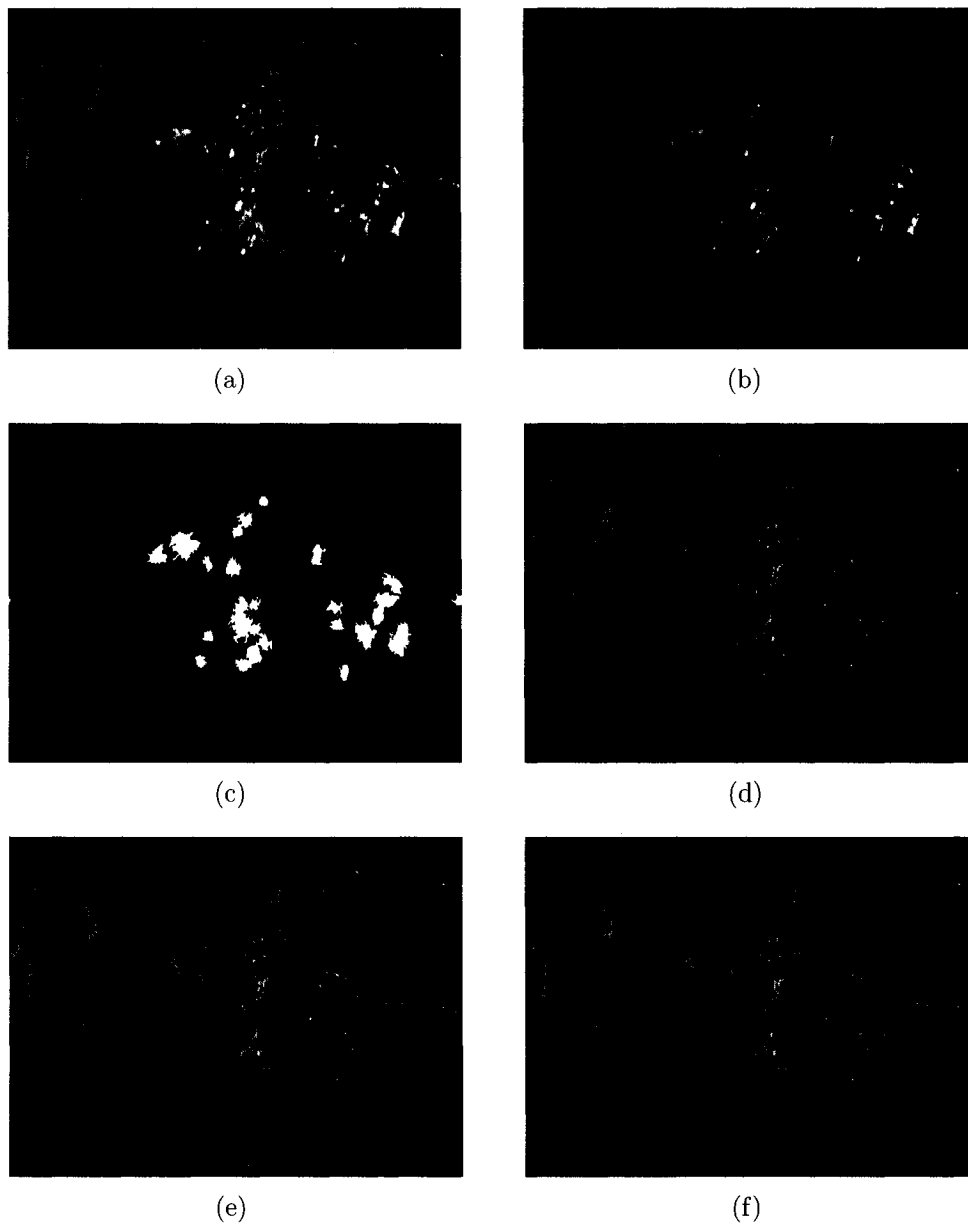


figure II.3 Résultats pour l'image f011.bmp Image d'origine (a), rehaussement des réflexions spéculaires (b), masque de détection (c), correction par la méthode d'Oliveira (d), correction par la méthode de Bertalmio (e) et correction par la méthode des équations de Navier-Stokes (f).

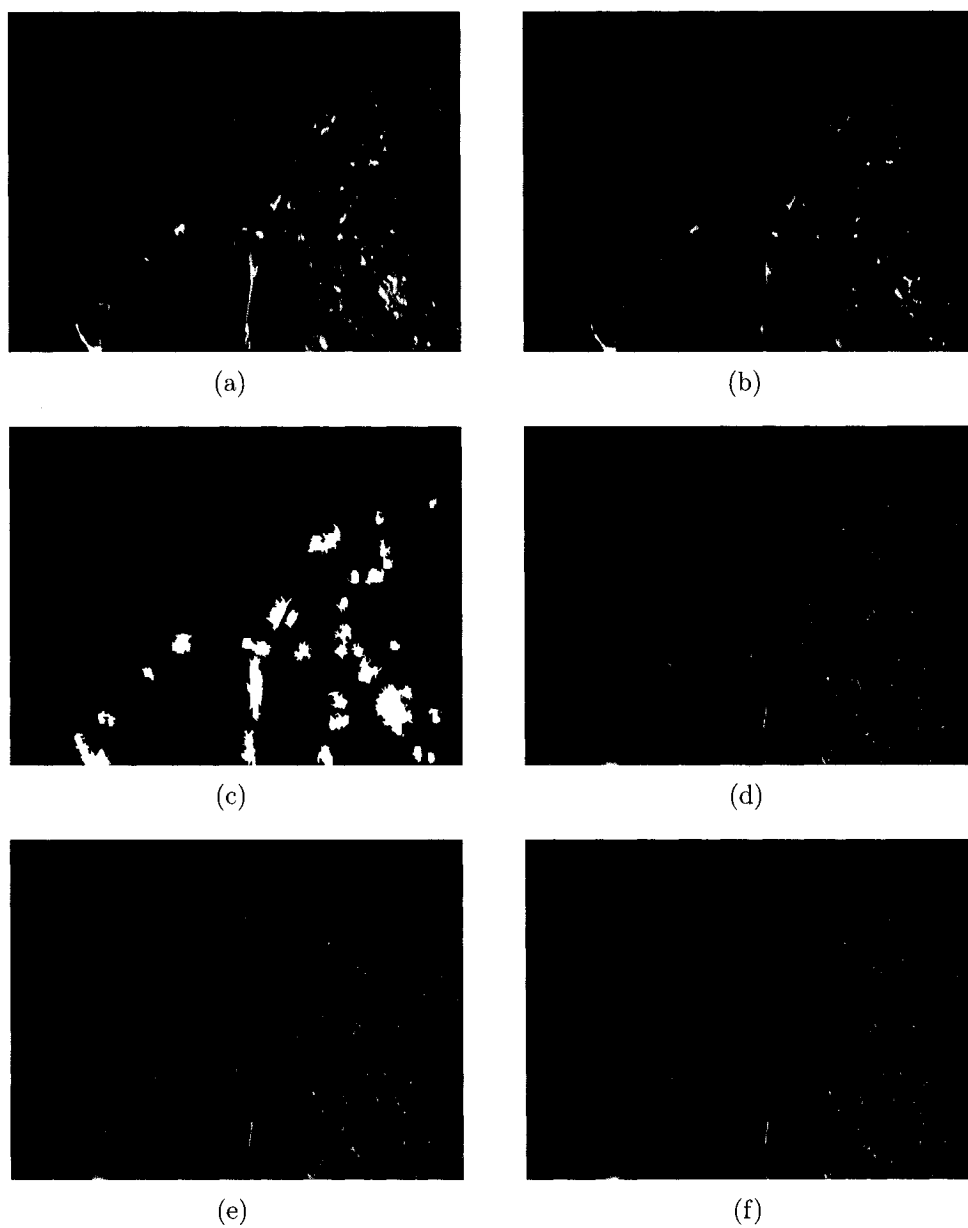


figure II.4 Résultats pour l'image f026.bmp Image d'origine (a), rehaussement des réflexions spéculaires (b), masque de détection (c), correction par la méthode d'Oliveira (d), correction par la méthode de Bertalmio (e) et correction par la méthode des équations de Navier-Stokes (f).

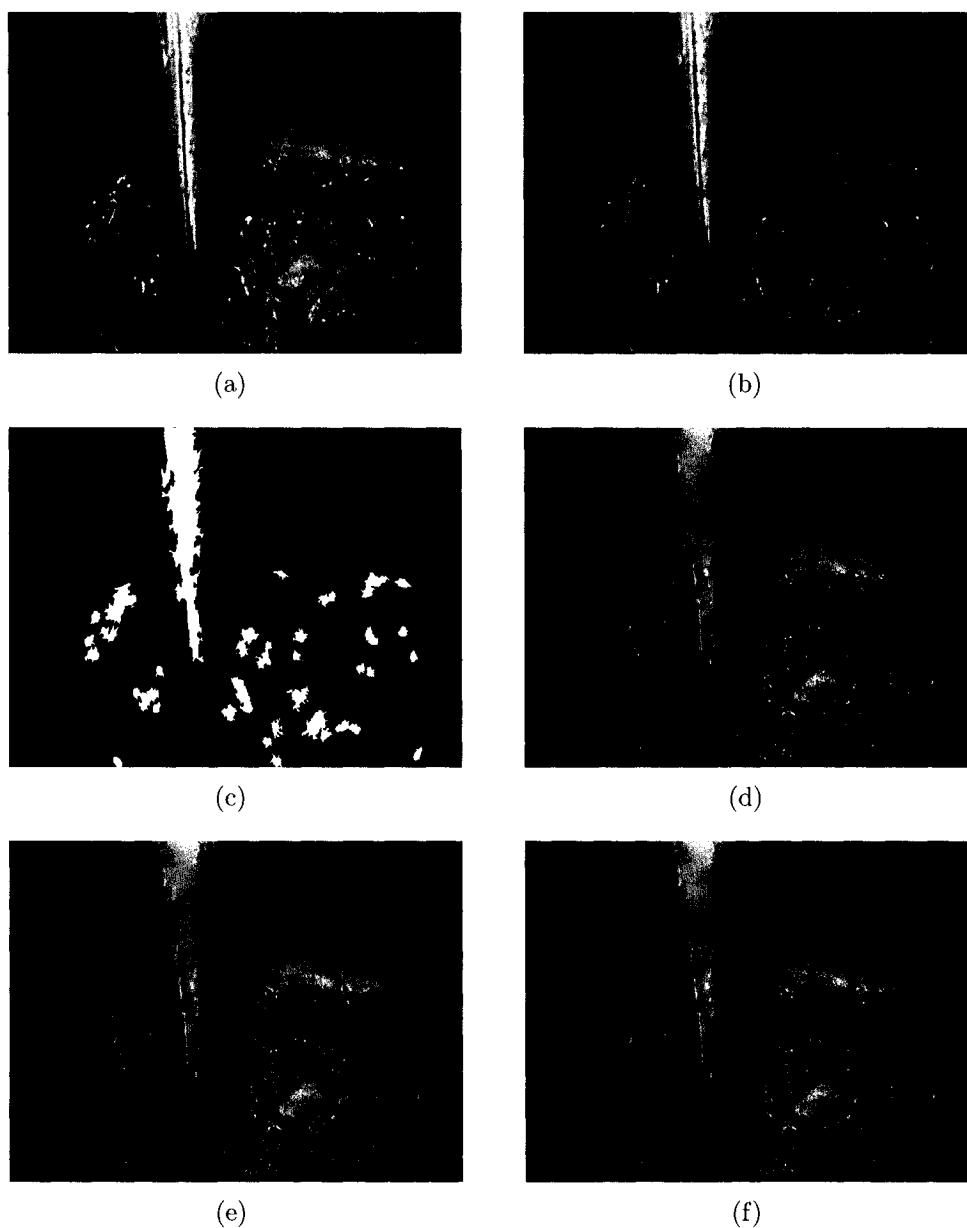


figure II.5 Résultats pour l'image f028.bmp Image d'origine (a), rehaussement des réflexions spéculaires (b), masque de détection (c), correction par la méthode d'Oliveira (d), correction par la méthode de Bertalmio (e) et correction par la méthode des équations de Navier-Stokes (f).

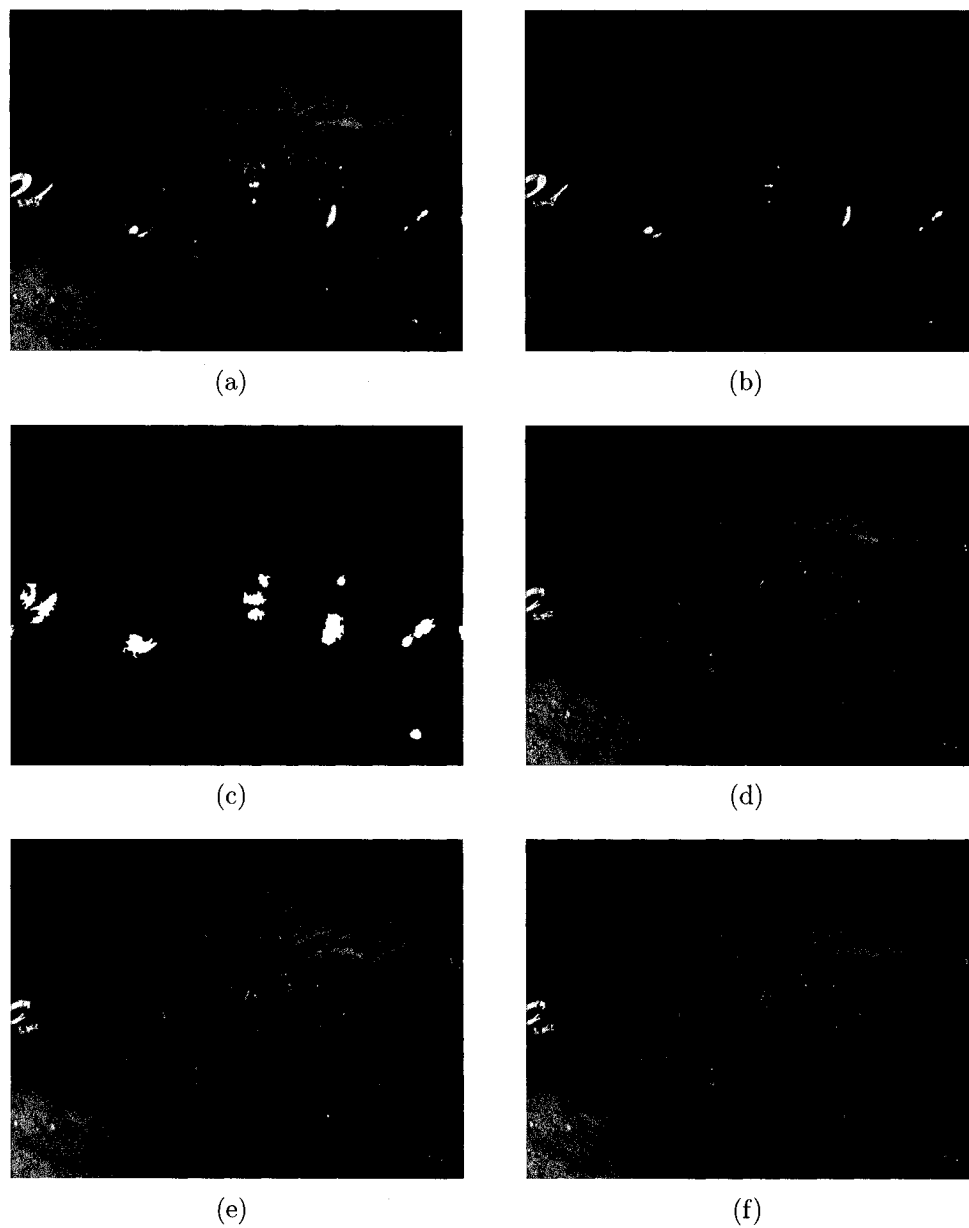


figure II.6 Résultats pour l'image f035.bmp Image d'origine (a), rehaussement des réflexions spéculaires (b), masque de détection (c), correction par la méthode d'Oliveira (d), correction par la méthode de Bertalmio (e) et correction par la méthode des équations de Navier-Stokes (f).

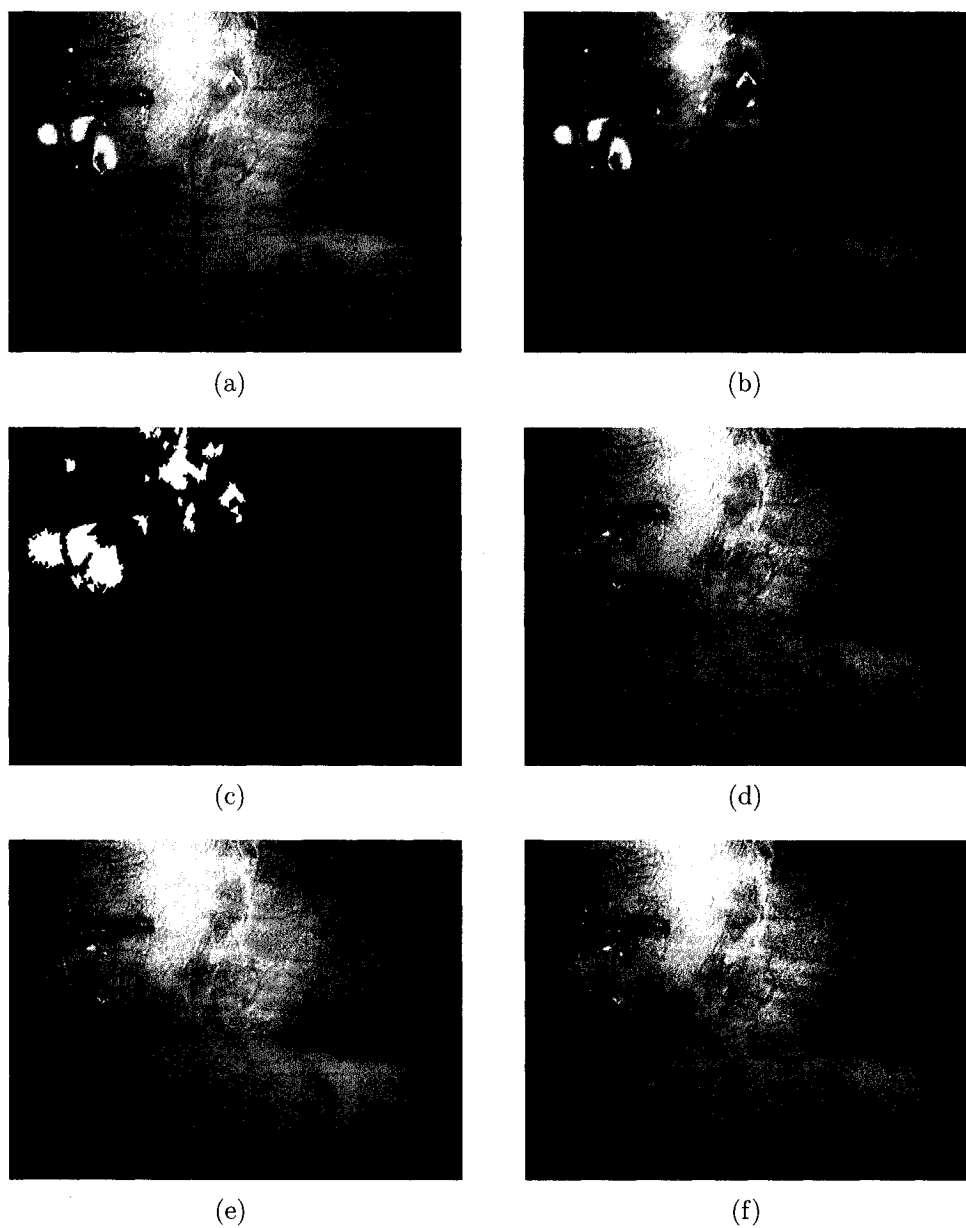


figure II.7 Résultats pour l'image f051.bmp Image d'origine (a), rehaussement des réflexions spéculaires (b), masque de détection (c), correction par la méthode d'Oliveira (d), correction par la méthode de Bertalmio (e) et correction par la méthode des équations de Navier-Stokes (f).

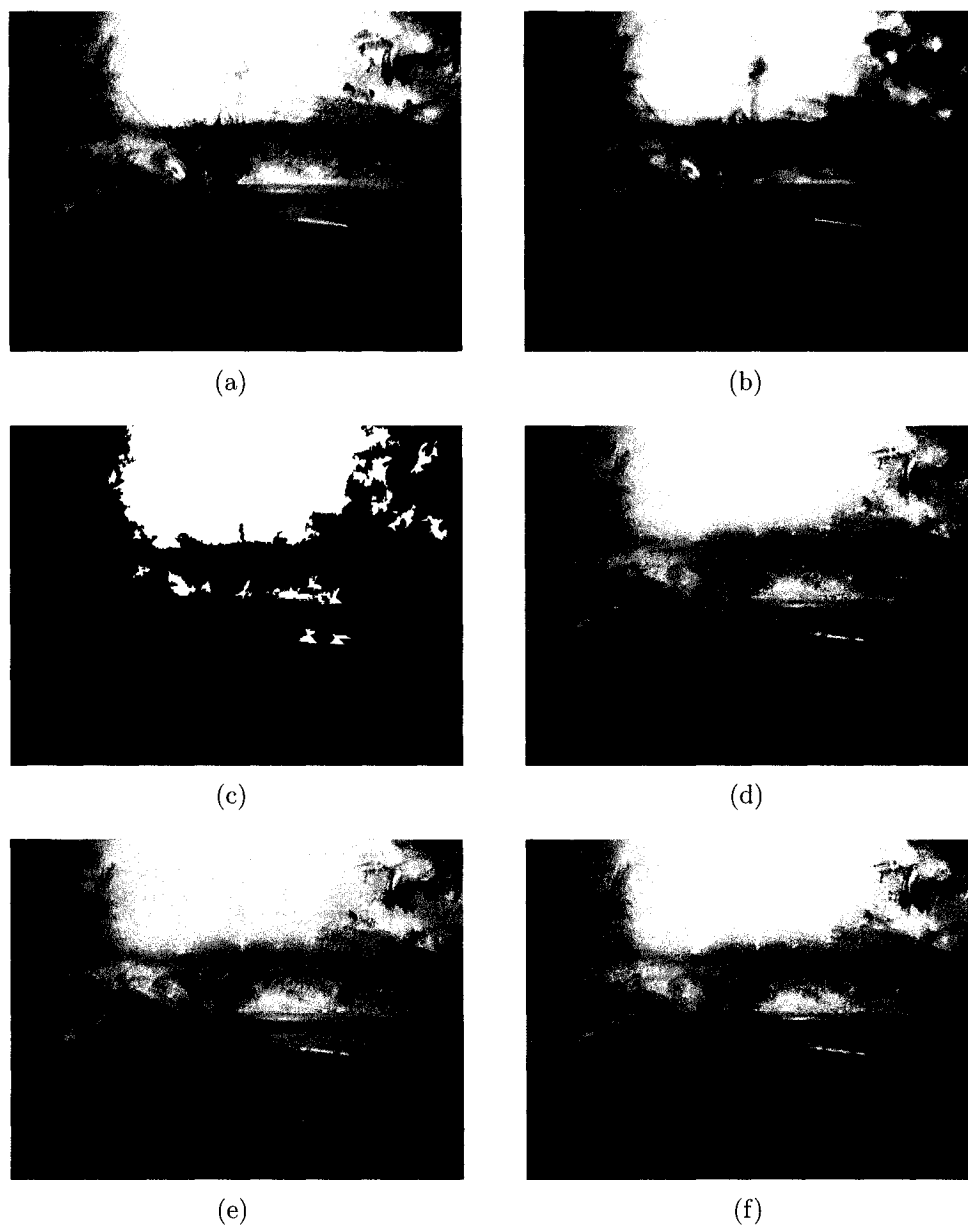


figure II.8 Résultats pour l'image m005.bmp Image d'origine (a), rehaussement des réflexions spéculaires (b), masque de détection (c), correction par la méthode d'Oliveira (d), correction par la méthode de Bertalmio (e) et correction par la méthode des équations de Navier-Stokes (f).

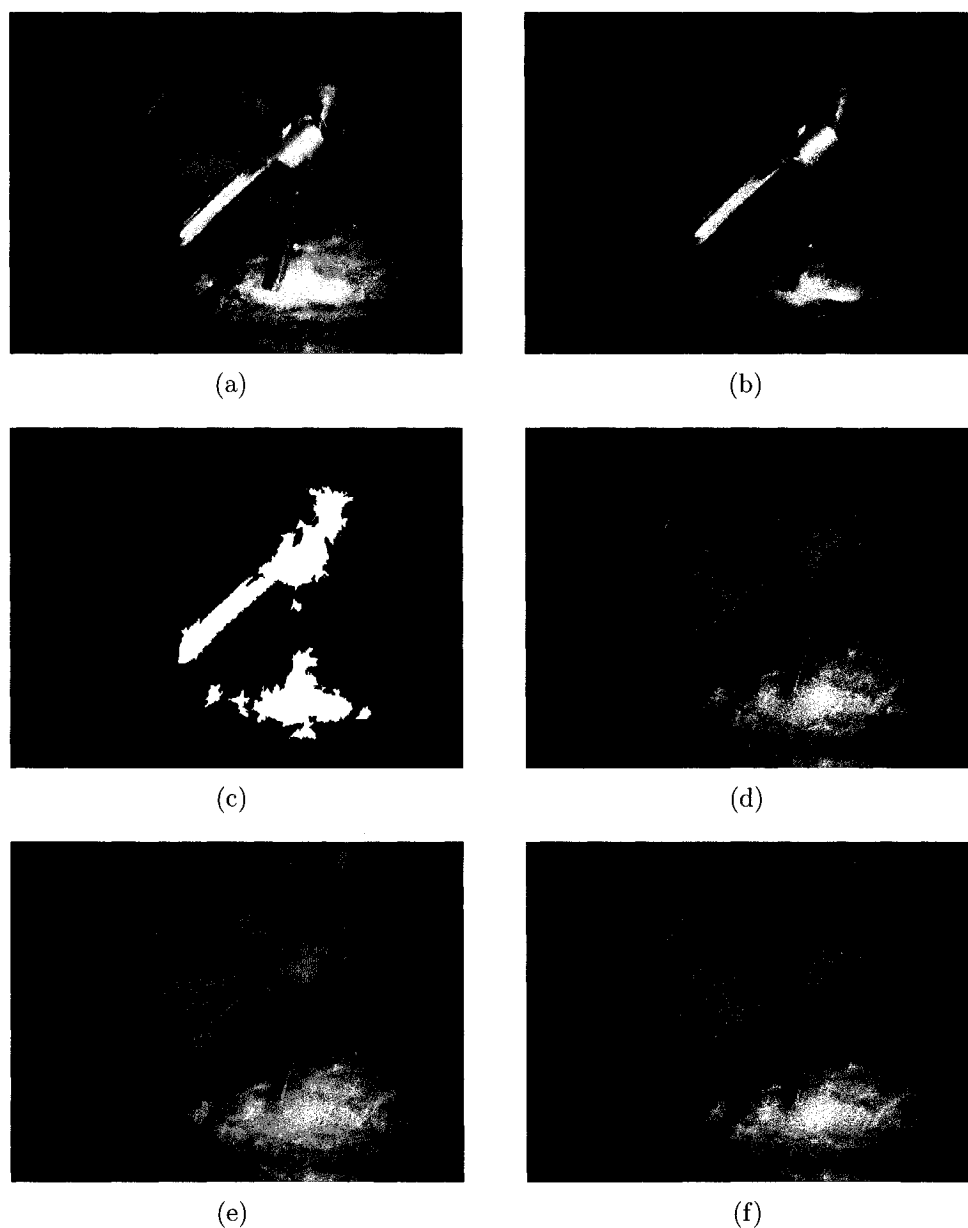


figure II.9 Résultats pour l'image m008.bmp Image d'origine (a), rehaussement des réflexions spéculaires (b), masque de détection (c), correction par la méthode d'Oliveira (d), correction par la méthode de Bertalmio (e) et correction par la méthode des équations de Navier-Stokes (f).

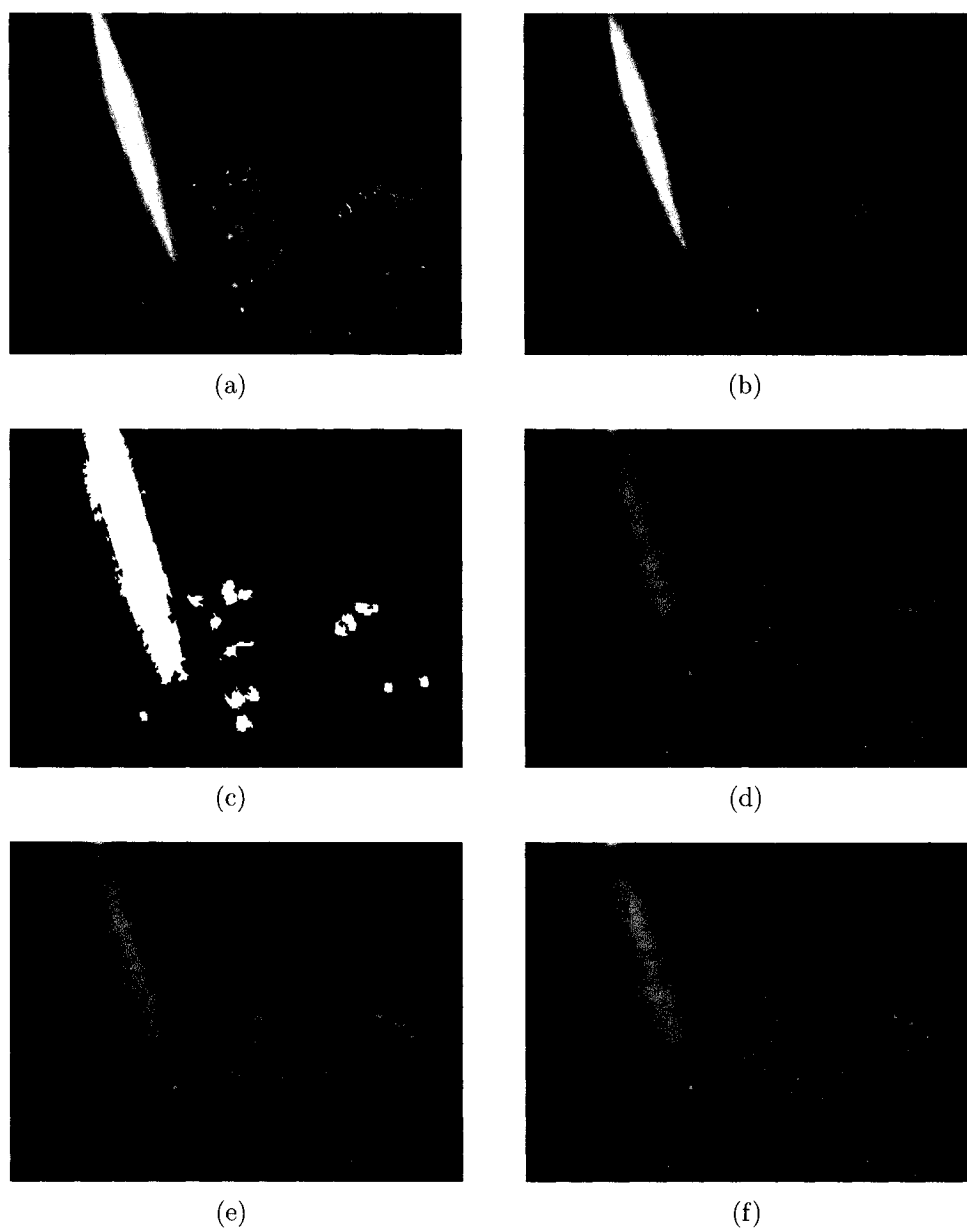


figure II.10 Résultats pour l'image m012.bmp Image d'origine (a), rehaussement des réflexions spéculaires (b), masque de détection (c), correction par la méthode d'Oliveira (d), correction par la méthode de Bertalmio (e) et correction par la méthode des équations de Navier-Stokes (f).

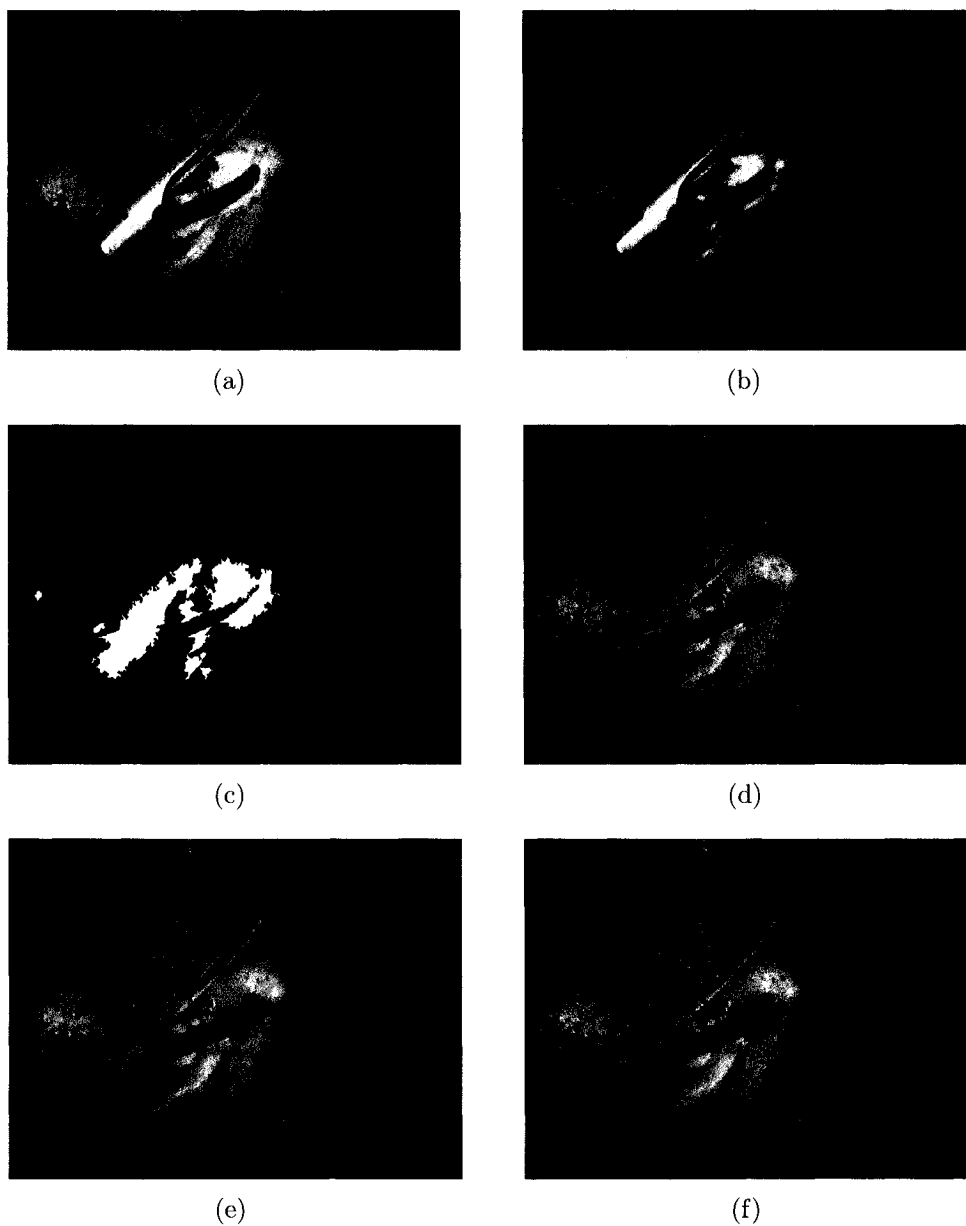


figure II.11 Résultats pour l'image m018.bmp Image d'origine (a), rehaussement des réflexions spéculaires (b), masque de détection (c), correction par la méthode d'Oliveira (d), correction par la méthode de Bertalmio (e) et correction par la méthode des équations de Navier-Stokes (f).

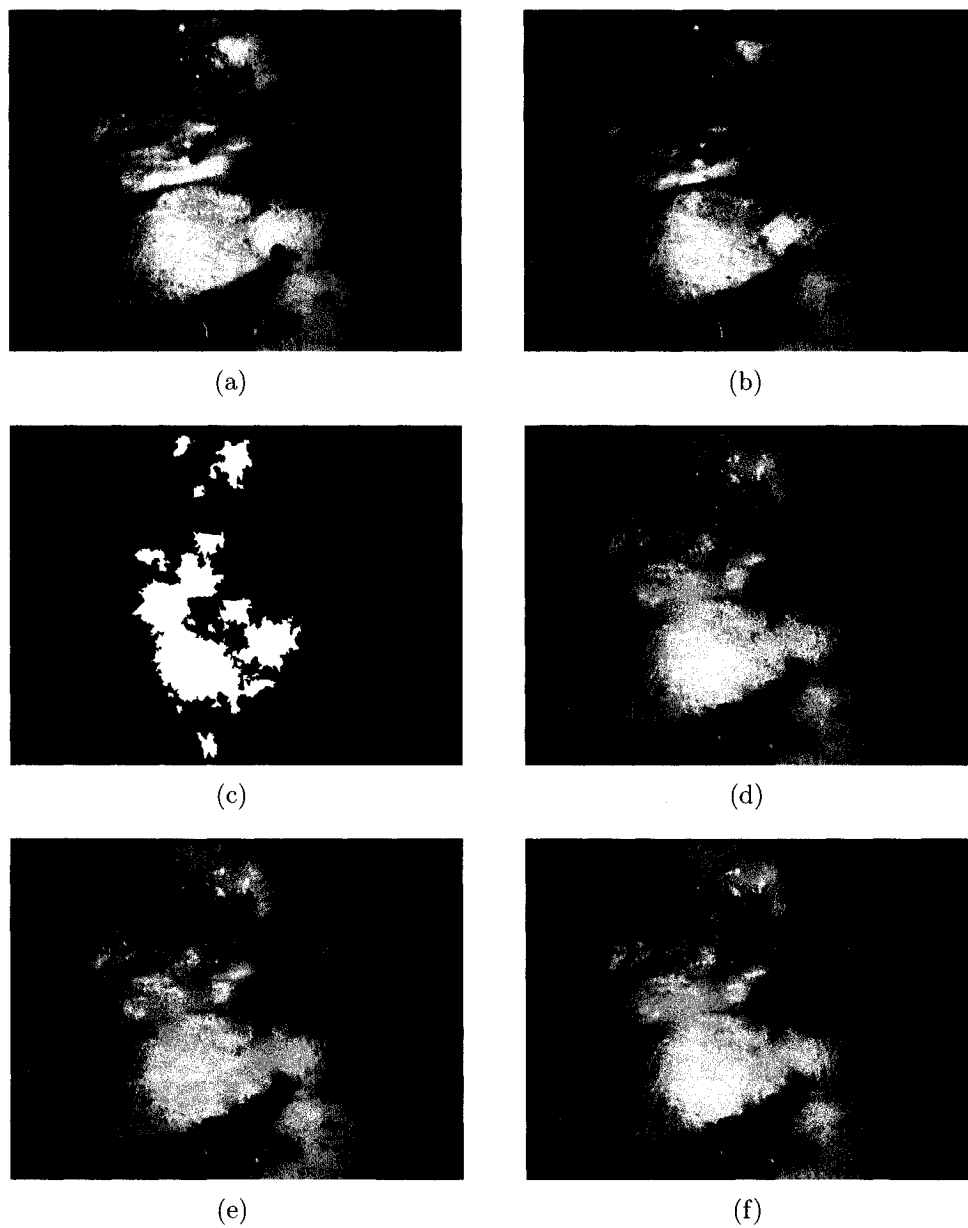


figure II.12 Résultats pour l'image m021.bmp Image d'origine (a), rehaussement des réflexions spéculaires (b), masque de détection (c), correction par la méthode d'Oliveira (d), correction par la méthode de Bertalmio (e) et correction par la méthode des équations de Navier-Stokes (f).

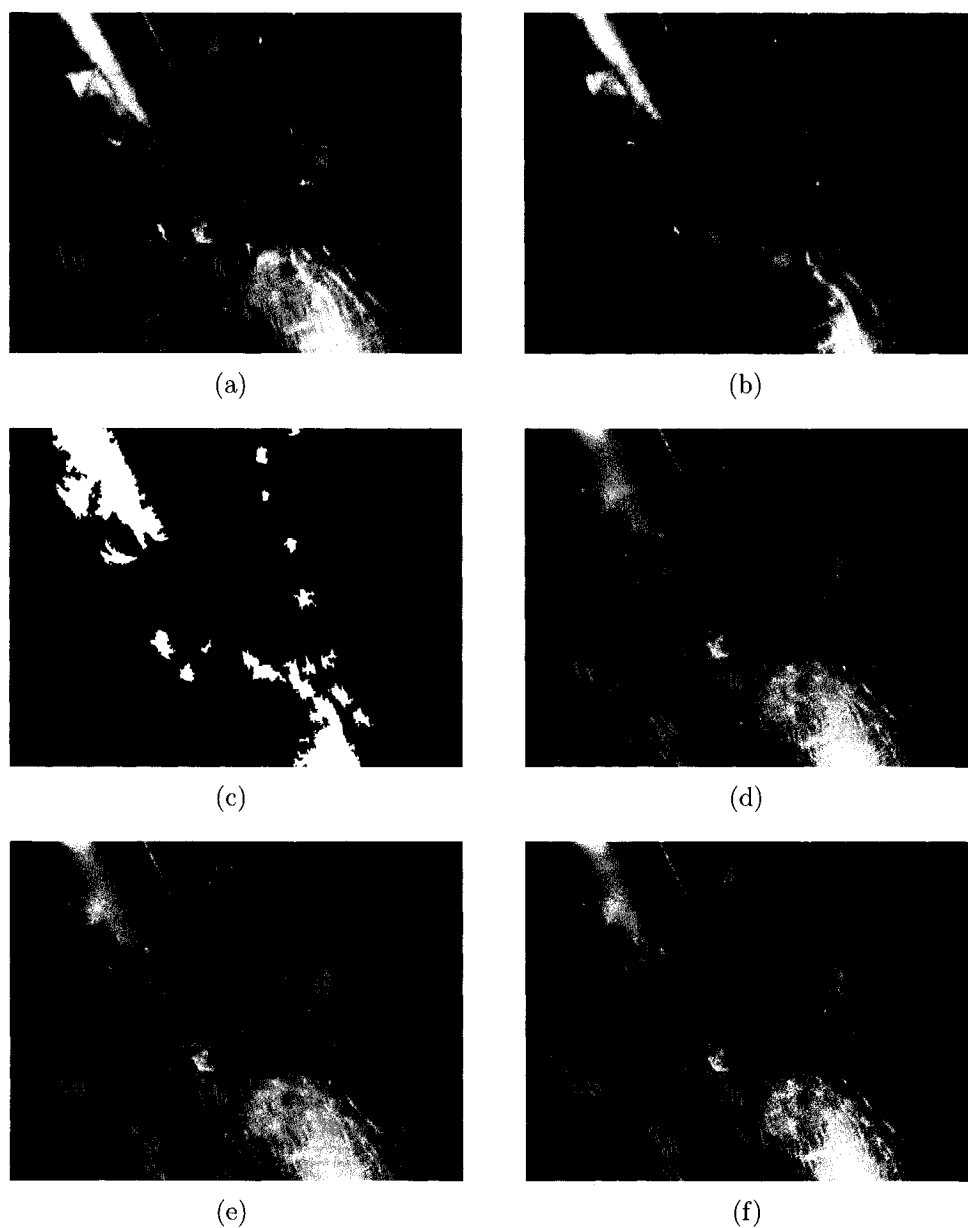


figure II.13 Résultats pour l'image m023.bmp Image d'origine (a), rehaussement des réflexions spéculaires (b), masque de détection (c), correction par la méthode d'Oliveira (d), correction par la méthode de Bertalmio (e) et correction par la méthode des équations de Navier-Stokes (f).

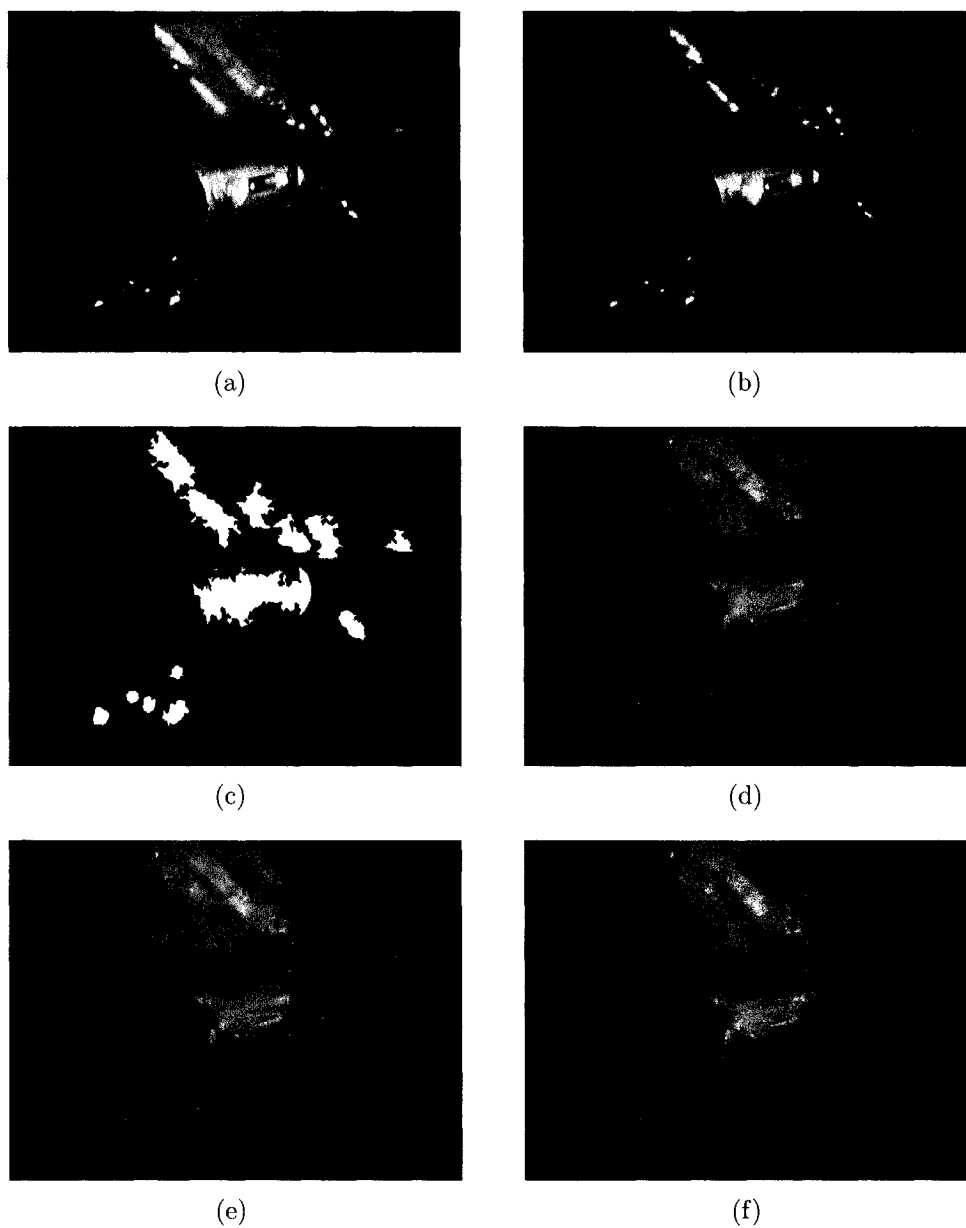


figure II.14 Résultats pour l'image m035.bmp Image d'origine (a), rehaussement des réflexions spéculaires (b), masque de détection (c), correction par la méthode d'Oliveira (d), correction par la méthode de Bertalmio (e) et correction par la méthode des équations de Navier-Stokes (f).

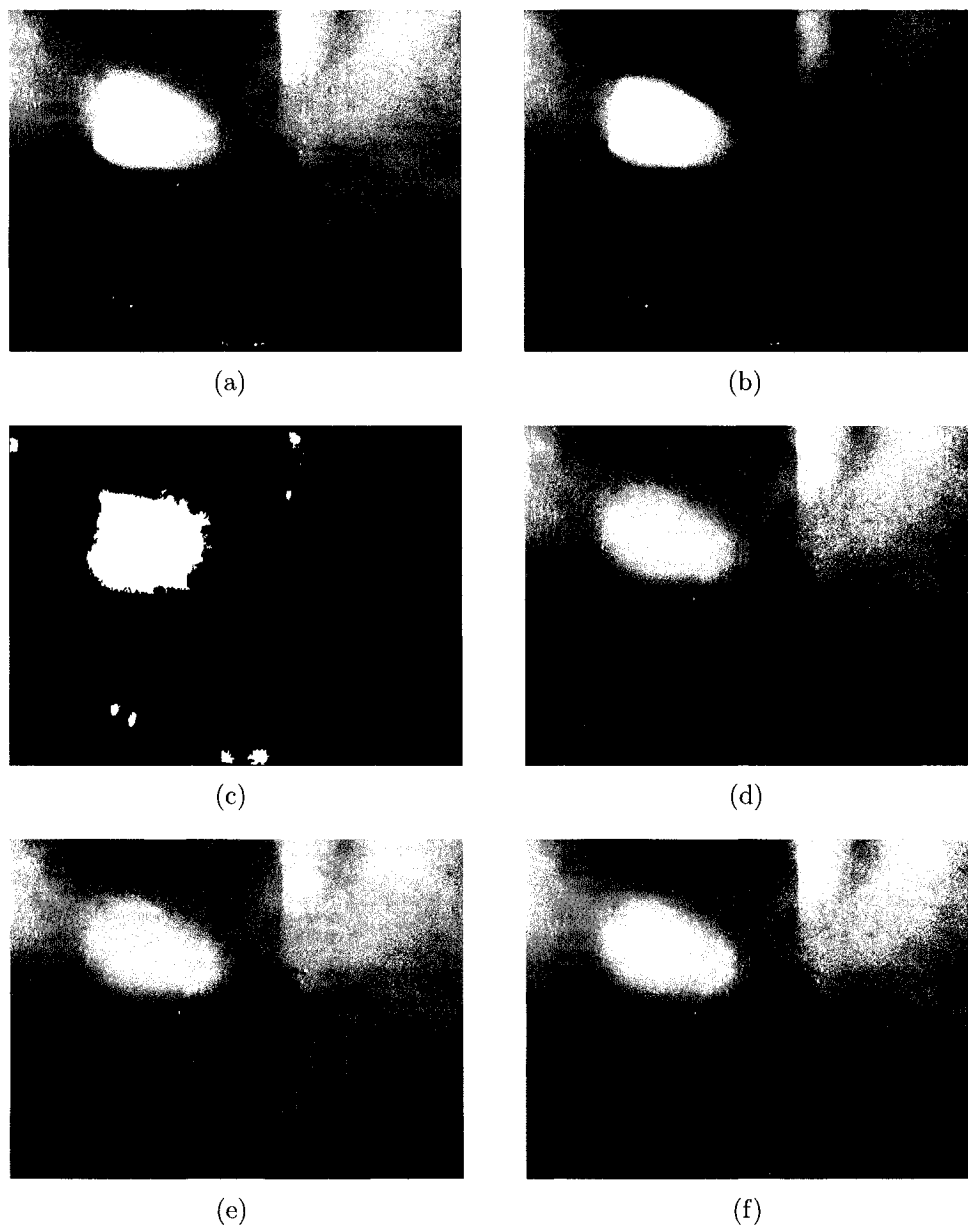


figure II.15 Résultats pour l'image p010.bmp Image d'origine (a), rehaussement des réflexions spéculaires (b), masque de détection (c), correction par la méthode d'Oliveira (d), correction par la méthode de Bertalmio (e) et correction par la méthode des équations de Navier-Stokes (f).

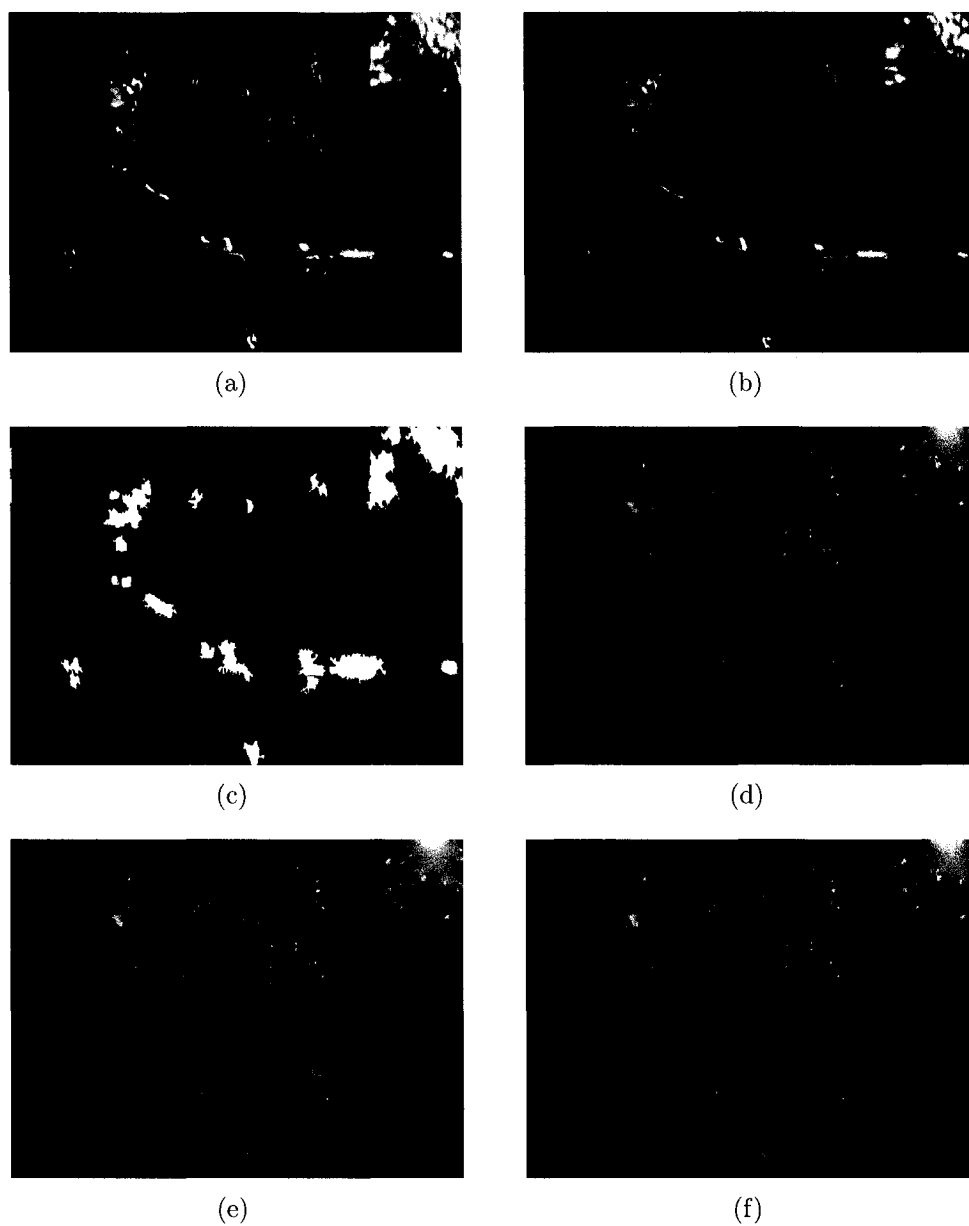


figure II.16 Résultats pour l'image p026.bmp Image d'origine (a), rehaussement des réflexions spéculaires (b), masque de détection (c), correction par la méthode d'Oliveira (d), correction par la méthode de Bertalmio (e) et correction par la méthode des équations de Navier-Stokes (f).

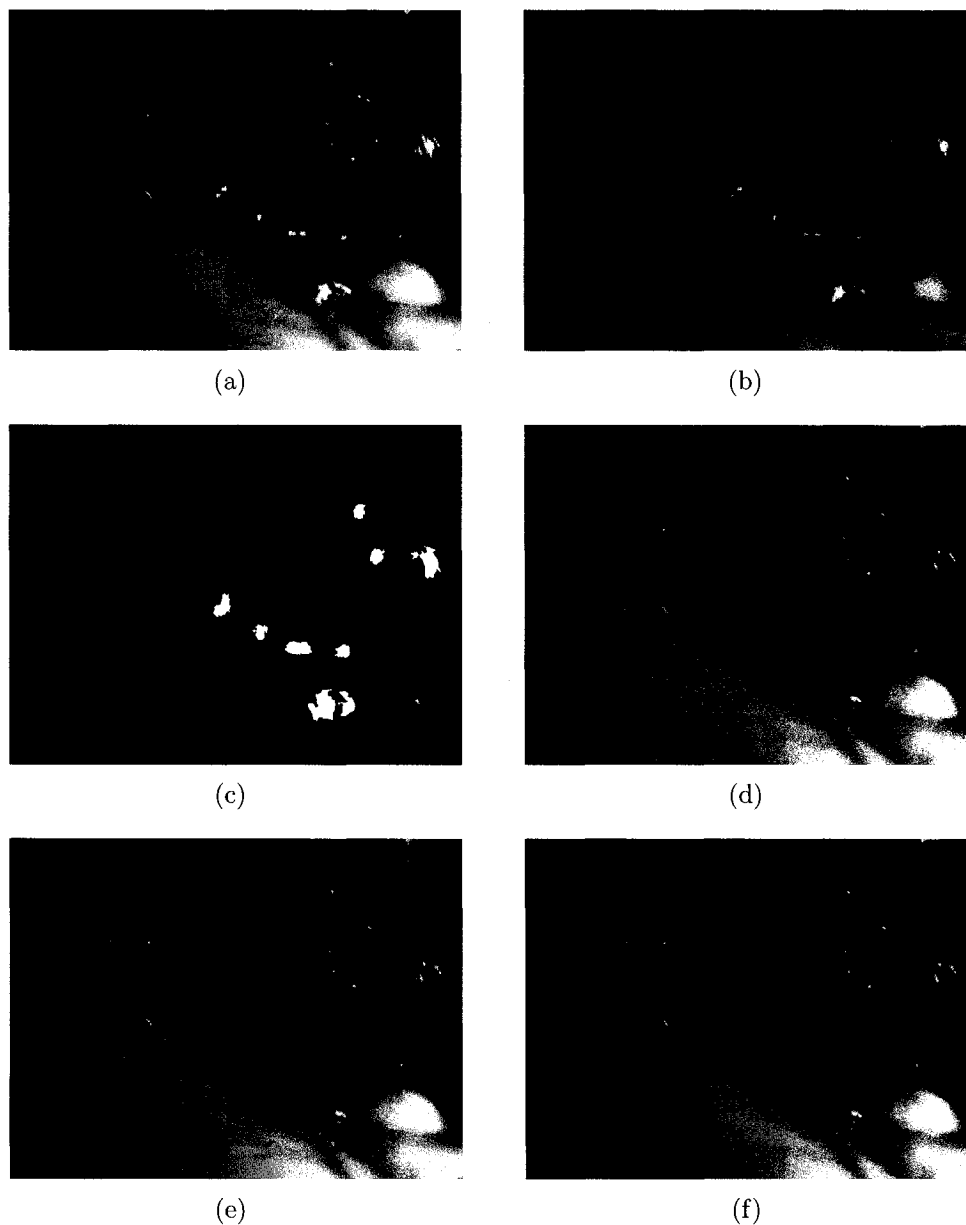


figure II.17 Résultats pour l'image p041.bmp Image d'origine (a), rehaussement des réflexions spéculaires (b), masque de détection (c), correction par la méthode d'Oliveira (d), correction par la méthode de Bertalmio (e) et correction par la méthode des équations de Navier-Stokes (f).

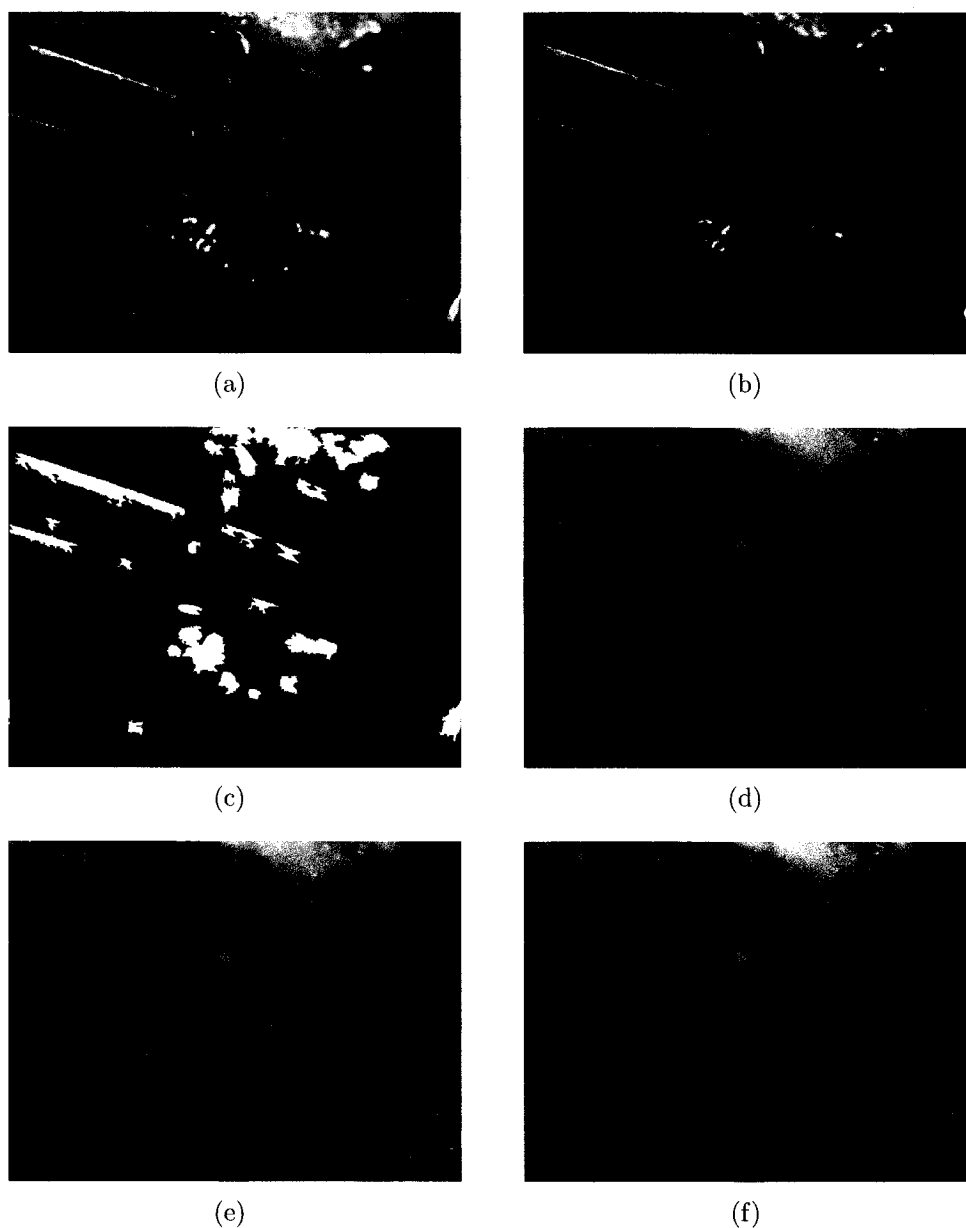


figure II.18 Résultats pour l'image p073.bmp Image d'origine (a), rehaussement des réflexions spéculaires (b), masque de détection (c), correction par la méthode d'Oliveira (d), correction par la méthode de Bertalmio (e) et correction par la méthode des équations de Navier-Stokes (f).